

TESE DE DOUTORADO Nº 219

**DESPACHO ESTOCÁSTICO PARA SISTEMAS ELÉTRICOS DE DISTRIBUIÇÃO
DISTRIBUIÇÃO COM GERAÇÃO FOTOVOLTAICA**

Thais de Fatima Araujo

DATA DA DEFESA: 10/12/2015

Universidade Federal de Minas Gerais

Escola de Engenharia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**DESPACHO ESTOCÁSTICO PARA SISTEMAS ELÉTRICOS DE
DISTRIBUIÇÃO DISTRIBUIÇÃO COM GERAÇÃO
FOTOVOLTAICA**

Thais de Fatima Araujo

Tese de Doutorado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do Título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Orientadora: Profa. Wadaed Uturbey da Costa

Belo Horizonte - MG

Dezembro de 2015

A663d

Araújo, Thais de Fátima.

Despacho estocástico para sistemas elétricos de distribuição com geração fotovoltaica [manuscrito] / Thais de Fátima Araújo. - 2015. 189 f., enc.: il.

Orientadora: Wadaed Uturbey da Costa.

Tese (doutorado) Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

Anexos: f. 176-189.

Bibliografia: f. 163-175.

1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Geração de energia fotovoltaica - Teses. I. Costa, Wadaed Uturbey da. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. III. Título.

CDU: 621.3(043)

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DESPACHO ESTOCÁSTICO PARA SISTEMAS ELÉTRICOS DE DISTRIBUIÇÃO COM GERAÇÃO FOTOVOLTAICA

Thaís de Fátima Araújo Silva

Tese de Doutorado submetida à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Compatibilidade Eletromagnética e Qualidade de Energia

Orientador: Prof^a. Wadaed Uturbey da Costa, Dr^a.

Co-orientador: Prof. Lucas S. Batista, Dr.

Belo Horizonte, 10 de Dezembro de 2015.

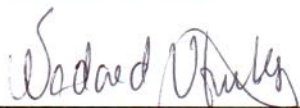
**"Despacho Estocástico para Sistemas Elétricos de
Distribuição Distribuição com Geração Fotovoltaica"**

Thais de Fatima Araujo

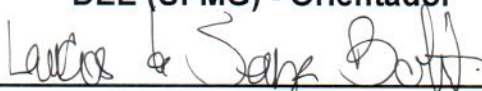
Tese de Doutorado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Doutor em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 10 de dezembro de 2015.

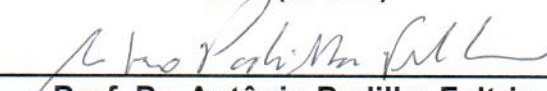
Por:



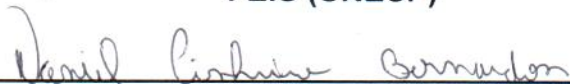
**Profa. Dr. Wadaed Uturbey da Costa
DEE (UFMG) - Orientador**



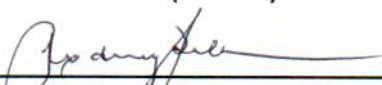
**Prof. Dr. Lucas de Souza Batista
DEE (UFMG)**



**Prof. Dr. Antônio Padilha Feltrin
FEIS (UNESP)**



**Prof. Dr. Daniel Pinheiro Bernardon
DESP (UFSM)**



**Prof. Dr. Rodney Rezende Saldanha
DEE (UFMG)**



**Prof. Dr. Felipe Campelo França Pinto
DEE (UFMG)**

***“Comece fazendo o que é necessário, depois o que é possível e,
de repente, você estará fazendo o impossível.”***

São Francisco de Assis

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço ao Deus de infinita bondade, que me abençoa e fortalece em todos os momentos, me mantendo fiel à realização de meus sonhos.

Agradeço a meu esposo, José Fernando, que me compreende e me incentiva a superar meus limites.

À minha família, em especial agradeço à minha mãe Geralda e à minha irmã Leilane, pelo carinho e apoio constantes.

Agradeço à família Sr. Manoca, minha família de coração, obrigada por estarem sempre ao meu lado.

Agradeço aos meus primos Cláudia e Cláudio por serem minha família de Belo Horizonte.

Agradeço imensamente aos amigos que fiz nessa caminhada. Izana, Heloísa, Luna, Maria Isabel e Xiomara obrigada por acalentarem meu coração quando mais precisei.

À Prof^a. Dr^a. Wadaed Uturbey da Costa, pelos ensinamentos, disponibilidade e confiança.

Agradeço ao Prof. Dr. Lucas Batista por suas contribuições, por me escutar e mostrar interessantes opções diante de tantas possibilidades.

Ao Prof. Dr. Le Xie, da Texas A&M University, por ter me recebido e apoiado durante o período de doutorado sanduíche em College Station.

Agradeço a Sandra Fomete e Vincent Gunawan pela amizade. Por terem me recebido e me auxiliado em College Station.

Aos alunos de iniciação científica, Luna Glória, Letícia Caixeta, Fabrício Prasser, Davi Carneiro, Carlos Menezes, Aurélio Duarte e Irving Coura pela dedicação ao trabalho, e principalmente por me ajudarem a vislumbrar a realização de meu sonho.

Agradeço ao engenheiro Bruno M. Lopes, gerente do projeto de P&D Estratégico: D713 - Arranjos Técnicos e Comerciais para Inserção da Geração Solar Fotovoltaica na Matriz Energética Brasileira pelo apoio técnico.

Agradeço à equipe de trabalho do Laboratório de Simulações e Análises de Sistema de Potência e do projeto de P&D Estratégico: D713 pelo apoio e amizade. E em especial agradeço a Luis Monteiro pelo intercâmbio científico durante o desenvolvimento deste trabalho.

À Universidade Federal de Minas Gerais e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, pela oportunidade de realizar este curso.

Aos membros da banca pelas contribuições e críticas construtivas referentes ao meu trabalho.

Finalmente, agradeço à Coordenadoria de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e à Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG) pelo apoio financeiro.

Dedico esta tese ao meu pai,
que já não posso mais abraçar.

"O meu olhar alcança o longe. Contempla o território que me separa da concretização de meu desejo. O destino final que o olhar já reconhece como recompensa, aos pés se oferece como lonjura a ser vencida. Mas não há pressa que seja capaz de diminuir esta distância. Estamos sob prevalência de uma imposição existencial, regra que ensina, que entre o ser real e o ser desejado, há o senhorio inevitável do tempo das esperas."

Pe. Fábio de Melo

RESUMO

DESPACHO ESTOCÁSTICO PARA SISTEMAS ELÉTRICOS DE DISTRIBUIÇÃO COM GERAÇÃO FOTOVOLTAICA

Este trabalho propõe uma nova estratégia de despacho ótimo estocástico intertemporal da geração e da demanda em sistemas de energia elétrica com presença de geração fotovoltaica. Considera-se que o modelo é formulado no contexto de redes inteligentes, o que permite que a tecnologia de controle e a comunicação necessária estejam disponíveis no sistema. A estratégia de despacho proposta é constituída por uma cadeia de processos: pré-despacho para um dia à frente, classificação de soluções e despacho para uma hora à frente. O pré-despacho consiste em um problema estocástico não linear, de programação inteira mista. Nesta fase, realiza-se o despacho da geração e da demanda, considerando uma restrição de desigualdade, chamada restrição de flexibilidade, cujo objetivo é garantir a disponibilidade de recursos com tempo de resposta compatível com a variação da geração fotovoltaica durante o despacho. Assume-se nesse trabalho que esses recursos podem ser representados por geradores de pico e cargas flexíveis que participam de programas de redução de carga. Considera-se o modelo não linear da rede, restrições de agendamento dos geradores térmicos e um modelo de preferências de consumidores. Por sua vez, o processo de classificação de soluções oriundas do pré-despacho, consiste na utilização da métrica do valor condicionado ao risco que permite avaliar a probabilidade de uma solução gerar altos custos no curto prazo para atender à variação da geração fotovoltaica. Na última fase da estratégia, define-se o redespacho estocástico dos recursos flexíveis, realizado para uma hora à frente, verificando a capacidade do sistema em manter o equilíbrio entre demanda e geração. Uma meta-heurística híbrida dedicada, desenvolvida neste trabalho, é utilizada para acessar os resultados da metodologia de despacho estocástico proposta. Sistemas testes de distribuidoras brasileiras, um com 192 e outro com 31 barras, são utilizados para ilustrar as potencialidades da estratégia de despacho proposta. Os resultados indicam que o modelo de gerenciamento de sistemas de pequeno porte com geração fotovoltaica gera resultados consistentes, apresentando-se promissor por garantir a disponibilidade dos recursos flexíveis. Sendo assim, as principais contribuições do trabalho desenvolvido são a proposição de um modelo de despacho estocástico intertemporal que considera o erro de previsão da geração fotovoltaica; o desenvolvimento do modelo de gerenciamento dos recursos flexíveis do sistema através da restrição de flexibilidade; a construção de um modelo de despacho da demanda que observa as preferências de consumo de consumidores flexíveis; o desenvolvimento de uma meta-heurística híbrida

dedicada à solução do pré-despacho estocástico; a definição de um critério de classificação de soluções; e a elaboração de um modelo de despacho estocástico para uma hora à frente.

Palavras-chave: Fluxo de Potência Ótimo Estocástico; Despacho da Demanda; Despacho na presença de Geração Fotovoltaica; Valor Condicionado ao Risco; Preferências dos Consumidores; Meta-heurísticas para otimização.

ABSTRACT

STOCHASTIC DISPATCH FOR ELECTRICAL DISTRIBUTION GRIDS WITH PHOTOVOLTAIC GENERATION

This thesis proposes a new stochastic intertemporal economic dispatch of generation and demand for small electricity power systems with photovoltaic generation. The model is formulated in the context of smart-grids, which allows the control technology and communication is available to the system. The dispatch strategy proposed comprises the pre-dispatch for a day ahead; followed by a classification process of possible solutions and a dispatch model for one hour ahead. The pre-dispatch involves generation and demand schedule and is formulated by a stochastic, non-linear, mixed-integer programming model. In this step, an inequality constraint, called flexibility constraint, is included in the model in order to ensure the availability of resources with response time compatible with the variability of photovoltaic generation. It is assumed in this work that these flexible resources can be represented by peak generators and flexible loads which participate in load reduction programs. The model includes the non-linear network representation, unit commitment restrictions of thermal generators, and a preference model of some consumers. On the other hand, the classification process of solutions, coming from the day ahead dispatch, is based on conditioned value at risk concept, which evaluates the probability of high costs for one solution of pre-dispatch. The last phase of strategy is the stochastic dispatch of flexible resources, for one hour ahead, which checks the system's ability to maintain the balance between demand and generation considering the variation of photovoltaic generation. A hybrid meta-heuristics, developed in this work, is applied in order to access the pre-dispatch model results. Test systems from Brazilian utilities, with 192 bars and with 31, are used to illustrate the potential of proposed dispatch strategy. The results indicate that proposed management model ensured the availability of flexible resources. Therefore, the main contributions of this thesis are the intertemporal stochastic pre-dispatch model that considers the prediction error of photovoltaic generation; the management model of the flexible resources through a flexibility restriction; the demand dispatch model which observes the consumption preferences; the development of hybrid meta-heuristic dedicated to pre-dispatch solution; the definition of a solutions classification process; and a stochastic dispatch model for one hour ahead.

Key-Words: Stochastic Optimal Power Flow; Demand Dispatch; Dispatch with Photovoltaic Generation; Conditioned Value at Risk; Consumer Preferences; Meta-heuristics for optimization.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	23
1.1. O Despacho Econômico e os Recursos Renováveis	24
1.2. Projetos Pilotos pelo Mundo e no Brasil	25
1.3. Proposta de Trabalho e Objetivos da Tese	29
1.4. Contribuições da Tese	30
1.5. Publicações	31
1.6. Estruturação do Texto	33
REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	35
2.1. Introdução	36
2.2. O Despacho Econômico em Sistemas com Geração Renovável.....	36
2.3. Características dos Recursos Estocásticos	47
2.3.1 Modelos de Geradores - O Gerador Fotovoltaico (FV)	47
2.3.2. Modelos de Demanda - Carga não gerenciável.....	49
2.3.3 Modelos de Resposta da Demanda - As Preferências dos Consumidores	51
2.3.4 O gerenciamento da demanda como agente facilitador do gerenciamento de sistemas com presença de geração renovável.....	55
2.3.5 Técnicas de Geração e Redução de Cenários.....	61
2.4. Técnicas de Solução de Problemas de Despacho Econômico Estocástico	65
2.5. Técnicas de Classificação de Soluções	68
2.6. Considerações Finais	70
FORMULAÇÃO DO DESPACHO ECONÔMICO ESTOCÁSTICO COM REPRESENTAÇÃO DA DEMANDA NA PRESENÇA DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA.....	71
3.1. Introdução - Visão geral do modelo de despacho proposto	72
(a) Sistema de Subtransmissão	73
(b) Sistema de distribuição.....	73
3.2. Modelo do Gerador Fotovoltaico	74
3.3. Modelo dos Geradores Térmicos.....	79
3.4. Demanda Flexível - Modelo das Preferências dos Consumidores	81
3.5. Modelo da Demanda não Gerenciada.....	85
3.6. Restrição de Flexibilidade	86

3.7.	Função Objetivo - Custo Operacional de um Sistema.....	87
3.8.	Formulação Detalhada do Problema de Despacho.....	87
	Modelagem Matemática do Pré-Despacho	89
	Modelagem Matemática do Processo de Classificação das Soluções.....	92
	Modelagem Matemática do Despacho para uma hora à frente.....	94
3.9.	Considerações Finais	95
UMA META-HEURÍSTICAS HÍBRIDA DEDICADA À OTIMIZAÇÃO DO PROBLEMA DE GS-FV-DEE		
		97
4.1.	Introdução	98
4.2.	Algoritmo de Evolução Diferencial- ED	99
4.3.	GRASP-ED	102
4.4.	Tratamento das Restrições	108
	<i>Restrição Intertemporal de Energia</i>	108
	<i>Agendamento do Geradores Térmicos</i>	109
4.5.	Considerações Finais	109
ANÁLISE DOS CONJUNTOS DE CENÁRIOS GERADOS, DA META-HEURÍSTICA GRASP-ED E DA RESTRIÇÃO DE FLEXIBILIDADE		
		111
5.1.	Introdução	112
5.2.	Análise do Cálculo da Matriz de Covariância e do Conjunto de Cenários Reduzido.....	114
5.3.	Análise da Meta-Heurística Híbrido GRASP-ED	120
	Principais características do GRASP-ED	120
	Análise da meta-heurística GRASP-ED a partir do solver GAMS	123
	Conclusões Parciais	124
5.4.	Impacto da Restrição de Flexibilidade no Agendamento e Despacho dos Geradores	125
5.5.	Considerações Finais	130
RESULTADOS E DISCUSSÕES		131
6.1.	Introdução	132
6.2.	Curvas de Carga dos Sistemas Teste.....	132
	Sistema Teste de 192-Barras.....	133

Sistema Teste de Distribuição de Média Tensão	135
6.3. Impacto do Gerenciamento da Demanda no Pré-Despacho	136
Problema P-I: geração FV e a demanda não gerenciável estocásticos, sem a modelagem das preferências dos consumidores do Tipo-I.....	138
Problema P-I com preferências de consumo fixas: geração FV e a demanda não gerenciável estocásticos, com as preferências dos consumidores do Tipo-I modeladas como fixas	140
Problema P-II: geração FV e a demanda não gerenciável estocásticos, com as preferências dos consumidores do Tipo-I modeladas como aleatórias	141
Conclusões Parciais.....	144
6.4. Testes do Modelo Completo de Despacho em Sistemas de Distribuição de Média Tensão	145
Resultado do Modelo de Pré-Despacho	146
Resultado da Classificação das Soluções.....	148
Resultado do Despacho para uma hora à frente	151
6.5. Conclusões Finais	154
CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	156
7.1. Conclusões.....	157
7.2. Trabalhos Futuros.....	161
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	163
ANEXO A.....	176
DADOS DO SISTEMA TESTE MODIFICADO IEEE-30 BARRAS	176
ANEXO B.....	178
DADOS DO SISTEMA TESTE COM 192 BARRAS	178
ANEXO C.....	181
DADOS DO SISTEMA TESTE DE DISTRIBUIÇÃO COM 32 BARRAS.....	181
ANEXO D.....	184
ALGORITMO DE EVOLUÇÃO DIFERENCIAL COMO EXPLORADOR DE UM ESPAÇO DE BUSCA ESTOCÁSTICO	184

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Esquema de um sistema elétrico de pequeno porte: GD=geração distribuída; AD= armazenamento distribuído e DF= demanda flexível	46
Figura 3.1: Diagramas Unifilares de possíveis sistemas teste: GFV: geração fotovoltaica; GT: geração térmica; CF: carga flexível; CNF: carga não flexível	73
Figura 3.2: Fluxograma da estratégia de despacho proposta.....	74
Figura 3.3: Diagrama das funções utilizadas para estabelecer a correspondência do ponto amostral com o valor de radiação.....	78
Figura 3.4: Fluxograma do modelo de classificação das soluções oriundas do pré-despacho.....	93
Figura 3.5: Fluxo de informações entre as etapas da estratégia de despacho proposta, GS-FV-DEE.....	96
Figura 4.1: Fluxograma do algoritmo de ED.....	100
Figura 4.2: Fluxograma do algoritmo GRASP-ED.....	105
Figura 4.3: Fluxograma do processo de construção desempenhado pelo GRASP-ED.....	106
Figura 5.1: Gráfico boxplot dos cenários gerados a partir de COV1 e COV2 para o dia de referência 22/12/2013.....	116
Figura 5.2: Gráfico boxplot do conjunto reduzido de cenários.....	118
Figura 5.3: Gráfico boxplot da FO das execuções do GRASP-ED.....	121
Figura 5.4: Padrão de agendamento e despacho de diferentes soluções retornadas pela meta-heurística GRASP-ED.....	122
Figura 5.5: Produção FV para um dia à frente. Em amarelo: cenários de geração; em azul: dados sintéticos para um dia à frente e em vermelho o valor observado de produção fotovoltaica para o dia de referência.....	127

Figura 6.1: Curva de carga do sistema teste 192-barras.....	134
Figura 6.2: Perfil de consumo para diferentes eletrodomésticos, como apresentado em (Procel, 2013).....	134
Figura 6.3: Perfil das preferências de consumo do consumidor #30.....	135
Figura 6.4: Curva de carga do sistema teste de distribuição em média tensão.....	136
Figura 6.5: Perfil da demanda despachada e das preferências de consumo no horizonte de tempo para o consumidor C8.....	142
Figura 6.6: Perfil da demanda despachada e das preferências de consumo no horizonte de tempo para o consumidor C15.....	143
Figura 6.7: Perfil da demanda despachada e das preferências de consumo no horizonte de tempo para o consumidor C28.....	144
Figura 6.8: Curvas de Carga Médias do sistema teste.....	148
Figura 6.9: Histogramas das melhores soluções classificada pela métrica CVaR.....	150
Figura 6.10: Perfil de dados de geração FV para um horizonte de 24 horas com resolução de 15 minutos: (a) em amarelo os cenários gerados; (b) em azul os dados sintéticos, (c) em vermelho os dados observados.....	152
Figura A.1: Sistema teste IEEE-30 barras modificado.....	176
Figura C.1: Diagrama unifilar do alimentador do sistema de distribuição. (Adaptado de Uturbey et al., 2014).....	181
Figura D.1: Boxplot do custo total de geração para o FPOE-DD, via algoritmo PSO.....	187
Figura D.2: Boxplot do custo total de geração para o FPOE-DD, via algoritmo ED.....	187
Figura D.3: Boxplot do custo total de geração para o FPOE-DD, via algoritmo PSO-ED.....	187
Figura D.4: Boxplot do custo total de geração para o FPOE-DD via algoritmos PSO,	

ED e PSO-ED.....	188
Figura D.5: Boxplot do custo total de geração para o FPOE-DD via algoritmos PSO, DE e PSO/ED.....	189

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Comparação entre as principais características dos modelos apresentados na literatura especializada	45
Tabela 3.1: Algoritmo de geração de cenários.....	77
Tabela 3.2: Algoritmo " <i>backward</i> " de redução de cenários.....	79
Tabela 4.1: Pseudocódigo do algoritmo EDA.....	101
Tabela 4.2: Pseudocódigo da meta-heurística GRASP-ED.....	107
Tabela 4.3: Pseudocódigo da meta-heurística GRASP-ED para problemas estocásticos	108
Tabela 5.1: Comparação entre as principais características do modelo com restrição de flexibilidade e o modelo de referência, sem restrição de flexibilidade.....	113
Tabela 5.2: Dados de radiação observados e sintéticos para o dia de referência (22/12/13).....	118
Tabela 5.3 - Avaliação estatística dos conjuntos de cenários de radiação solar FV gerados a partir de COV1 e COV2. A covariância é normalizada em relação à média.....	118
Tabela 5.4: Erro médio quadrático dos cenários gerados para cada intervalo de tempo e índice de energia multivariado para cenários gerados a partir das matrizes COV1 e COV2.....	119
Tabela 5.5 : Despacho médio dos geradores situados à barra #8 e #11 (G8 e G11), através das simulações de MC em ambiente GAMS e das simulações de MC e ED em ambiente Matlab.....	119
Tabela 5.6: Função objetivo média para as simulações de MC e simulações através do algoritmo EDA.....	119
Tabela 5.7: Análise do agendamento dos geradores para o modelo de referência	

através do MSMC, simulado em ambiente GAMS. O gerador G8 corresponde ao gerador de pico. Dados em [%].....	124
Tabela 5.8: Análise do agendamento dos geradores para o modelo de referência através do GRASP-ED, simulado em ambiente Matlab. Dados em [%].....	124
Tabela 5.9: Dados dos geradores presentes no sistema IEEE-30 Barras modificado.....	126
Tabela 5.10: Dados dos Consumidores Flexíveis do Tipo-I e do Tipo-II.....	126
Tabela 5.11: Incentivo pago para os consumidores do Tipo-II.....	126
Tabela 5.12: Análise do agendamento dos geradores para diferentes valores do incentivo pago à carga do Tipo-II. Dados em [%].....	129
Tabela 5.13: Despacho médio do gerador de pico, G8, e da demanda do Tipo-II para o caso de referência e o problema de pré-despacho através da meta-heurística híbrida, simulado em ambiente Matlab.....	129
Tabela 6.1: Comparação entre as principais características das simulações de P-I e P-II.....	137
Tabela 6.2: Valor médio da FO e da energia dos consumidores do Tipo-I despachada para os intervalos fora de pico ($nT=1:17$ e $nT=21:24$).....	139
Tabela 6.3: Valor Médio da demanda flexível do Tipo-II e da reserva do gerador de pico, de acordo com a variação do incentivo pago.....	140
Tabela 6.4: Valor Médio da FO, valor médio da demanda flexível do Tipo-II consumida em todo o horizonte de despacho; reserva média do gerador de pico para os intervalos de tempo $nT= 7$ ao 12 ; e energia total dos consumidores do Tipo-I consumida em intervalos sem pico da demanda.....	141
Tabela 6.5: Valor Médio da FO, valor médio da demanda flexível do Tipo-II consumida em todo o horizonte de despacho e reserva média do gerador de pico para os intervalos de tempo $nT= 7$ ao 12 para P-II.....	142
Tabela 6.6: Comparação entre as principais características do modelo de pré-	

despacho e de referência.....	147
Tabela 6.7: Valor Médio da demanda flexível do Tipo-II e do valor reservado do gerador de pico, de acordo com a variação do incentivo pago.....	148
Tabela 6.8: Valores das métricas CVaR e VaR das soluções oriundas do pré-despacho.....	149
Tabela 6.9: Utilização da reserva do gerador de pico e da demanda redutível no redespacho.....	153
Tabela 6.10: Utilização da reserva do gerador de pico e da demanda redutível no redespacho.....	153
Tabela 6.11: Utilização da reserva do gerador de pico e da demanda redutível no redespacho.....	153
Tabela A.1: Dados dos geradores presentes no sistema IEEE-30 Barras modificado.....	177
Tabela A.2: Dados dos Consumidores Flexíveis do Tipo-I e do Tipo-II.....	177
Tabela B.1: Dados dos geradores presentes no sistema de 192-barras.....	178
Tabela B.2: Dados dos consumidores flexíveis do Tipo-I e do Tipo-II presentes no sistema de 192-barras para o problema P-I da seção 6.2, do Capítulo 6.....	178
Tabela B.3 - Dados de carga flexível para P-II da seção 6.3, do Capítulo 6.....	179
Tabela B.4: Dados da demanda não despachável para $nT=24$. O valor do desvio padrão é igual a 10% do valor médio em cada barra. O fator de multiplicação da carga de cada intervalo é igual ao vetor: [0,30 0,30 0,40 0,50 0,60 0,80 0,90 0,90 1,00 1,18 1,18 1,00 0,90 0,90 1,14 1,16 1,20 0,84 1,22 1,22 1,22 0,38 0,30 0,30].....	180
Tabela C.1: Dados dos geradores presentes no alimentador de distribuição.....	181
Tabela C.2: Dados dos consumidores flexíveis do Tipo-I presentes no sistema de distribuição problema da seção 6.3, do Capítulo 6.....	182

Tabela C.3: Limite de redução de carga do consumidor C9 do Tipo-II em cada intervalo de tempo.....	182
Tabela C.4: Carga média de cada consumidor por intervalo de tempo para o sistema de distribuição.....	183
Tabela D.1: Comparação entre as principais características do modelo proposto e o modelo de referência utilizados no processo de análise	185
Tabela D.2- Dados dos geradores térmicos.....	186
Tabela D.3- Dados da demanda flexível do Tipo-I.....	186
Tabela D.4- Dados da demanda estocástica.....	186
Tabela D.5: Comparação entre os algoritmos para o FPOE-DD.....	189

LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS

AC	Não linear
ARMA	Modelo Autorregressivo de Médias Móveis
AES Eletropaulo	Eletropaulo Metropolitana Eletricidade
CELPE	Companhia Energética de Pernambuco
CEMIG	Companhia Energética de Minas Gerais
COELCE	Companhia Energética do Ceará
COPEL	Companhia Paranaense de Energia
CVaR	Valor Condicionado ao Risco
DD	Despacho da Demanda
DC	Linear
DE	Despacho Econômico
DEE	Despacho Econômico Estocástico
ED	Algoritmo de Evolução Diferencial
EDA	Algoritmo de Evolução Diferencial Adaptado
EPRI	Electric Power Research Institute
EQM	Erro Quadrático Médio
FDP	Função Densidade de Probabilidade
FESTIV	Flexible Scheduling Tool for Intergrating Variable Generation
FO	Função Objetivo
FPOE-DD	Fluxo de Potência Ótimo Estocástico com Despacho da Demanda
FV	Fotovoltaica
$g(x, z)$	Restrições de Desigualdade
GLD	Gerenciamento pelo Lado da Demanda
GRASP	Greedy Randomized Adaptive Search Procedure
G_{best}	Melhor Indivíduo de uma Geração.

GS-FV-DEE	Gerenciamento de um Sistema com Geração FV Baseado em um Despacho Econômico Estocástico
H(x,z)	Restrições de Igualdade
INESC-TEC	Instituto de Engenharia de Sistemas e Computadores, Tecnologia e Ciência
JRC	Joint Research Centre
LH	Latin Hypercube
n_{DF}	Número de Consumidores Flexíveis
n_{GF}	Número de Geradores Flexíveis
N	Número Máximo de Iterações
n_I	Número de Iterações
n_T	Número de Intervalos de Tempo
P_{best}	Melhor posição da partícula.
P_{df}	Potência despachada para consumidores do Tipo-II (reduzível)
P_g	Potência gerada pelo gerador <i>g</i>
P_{Gf,t}	Potência gerada pelo gerador flexível <i>gf</i> no intervalo de tempo <i>t</i>
PSO	Particle Swarm Optimization
PSO-ED	Particle Swarm Optimization-Evolução Diferencial
P_{V,actual}	Potência gerada pelo gerador fotovoltaico atual ou corrente
P_{V,forecasted}	Previsão de Potência a ser gerada pelo gerador fotovoltaico
ran₁/ran₂	Número Inteiro Aleatório Uniformemente Distribuído.
rand₁/rand₂	Número Aleatório Uniformemente Distribuído.
RD	Resposta da Demanda
REIVE	Redes Elétricas Inteligentes e Veículos Elétricos
PSO	Particle Swarm Optimization
UC	Unit Commitment
φ	Gap

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

"Não há acaso, destino, que possa limitar, impedir ou controlar a firme resolução de uma alma determinada."

Ella Wheller Wilcox

1.1. O Despacho Econômico e os Recursos Renováveis

O Despacho Econômico (DE) é uma metodologia que convencionalmente define o modo de operação ótimo de geradores disponíveis em um sistema elétrico. Quando o problema de DE é definido por determinado período de tempo, como vinte e quatro (24) horas, e o melhor subconjunto de geradores que consegue satisfazer a demanda esperada com o mínimo custo operacional tem que ser definido, tem-se um problema de "*Unit Commitment*" (UC) ou de agendamento das unidades geradores no sistema (Wood e Wollenberg, 1996). Dessa forma, a representação de características desses geradores no modelo de DE pode modificar o agendamento desses geradores ou de outros recursos disponíveis no sistema. A taxa de tomada de carga, ou ainda o tempo mínimo que cada gerador deve permanecer ligado ou desligado podem ser citadas como algumas dessas características.

A crescente utilização de recursos renováveis de geração de energia elétrica, como a eólica e a fotovoltaica, tanto em ambientes com escassez de recursos de geração como em outros, tem motivado a criação de novos modelos de DE. Esses modelos de DE tem a pretensão de suavizar o impacto das incertezas e/ou variações desses recursos, mantendo o equilíbrio entre a geração e a demanda (Ela *et al.*, 2013).

Segundo Dragoon e Papaefthymiou (2015) vários são os desafios do operador de um sistema elétrico que possui recursos de geração de energia variáveis. Aumentar a flexibilidade desses sistemas é um desses desafios. Os autores definem a flexibilidade de um sistema como a capacidade de componentes controláveis de produzir ou absorver energia em taxas diferentes, em várias escalas de tempo, e sob várias condições, mantendo o equilíbrio entre geração e demanda de energia e a confiabilidade.

Além disso, diferentes níveis de penetração de recursos renováveis podem gerar impactos diferentes em um sistema elétrico. Considera-se que o fator ou nível de penetração de geração renovável em um sistema pode ser definido como um percentual do valor nominal de determinado transformador ou alimentador, ou um percentual da demanda máxima de determinada subestação ou unidade consumidora (EPRI, 2000 e McGranaghan *et al.* 2008). Assume-se nessa abordagem, que o nível de penetração corresponde à fração da potência máxima ativa que uma fonte de geração renovável pode produzir em relação à demanda máxima do sistema. Dragoon e Papaefthymiou (2015) consideram que, por exemplo, se a geração renovável contribuir com 10% da demanda de energia os impactos gerados podem ser mais facilmente administrados. Por sua vez, em sistemas com níveis de penetração de 50% ou mais, o que caracteriza a eliminação progressiva da geração convencional, os esforços para o aumento da flexibilidade do sistema devem ser mais

consistentes. A gradativa substituição dos recursos convencionais por fontes de geração renováveis, como a fotovoltaica e eólica, pode diminuir a disponibilidade de usinas de geração de energia que podem ser ajustadas conforme as variações da demanda ou de recursos intermitentes, aumentando a necessidade de flexibilidade do sistema. Por isso, os autores ressaltam que medidas técnicas e regulatórias, como o gerenciamento mais eficiente da operação de usinas de energia convencionais e mudanças nas regras de funcionamento do sistema de energia e mercados de energia, podem ser fundamentais para viabilizar a flexibilidade necessária no sistema. Dessa forma, para sistemas de energia com essas características, programas de gerenciamento da demanda e de geradores com capacidade rápida de resposta podem ser de grande utilidade. Além disso, a análise e disponibilização de recursos flexíveis ainda no pré-despacho pode permitir que o operador os gerencie de modo mais eficiente.

Modelos de previsão da geração mais eficientes também destacam-se como recursos importantes para melhorar as condições de operação de um sistema. A qualidade da previsão da geração pode ser prejudicada pela intermitência e variação da disponibilidade de vento e do sol (Dragoon e Papaefthymiou, 2015). Os erros de previsão, considerando-se a energia, são reduzidos significativamente quando o intervalo de tempo entre as medições é reduzido. Por isso, Dragoon e Papaefthymiou (2015) recomendam que em modelos de despacho, que consideram a energia produzida a partir de recursos fotovoltaicos, sejam utilizados dados com resolução de 15 minutos. Sendo assim, além de modelos de despacho inteligentes que permitam o gerenciamento eficiente dos recursos flexíveis disponíveis no sistema, a utilização de um histórico de dados de medição e dados de previsão de geração com resolução adequada e mais precisos são importantes medidas que devem ser observadas no gerenciamento da operação de um sistema de energia.

Com o objetivo de superar esses desafios de gerenciamento de sistemas com diversificados níveis de penetração de geração renovável, vários projetos pilotos foram e estão sendo desenvolvidos no Brasil e pelo mundo. A próxima seção apresenta alguns desses projetos.

1.2. Projetos Pilotos pelo Mundo e no Brasil

A progressiva modernização do sistema elétrico, onde elementos e equipamentos podem ajudar a melhorar a eficiência, confiabilidade e reduzir o consumo em geral, promove o desenvolvimento de sistemas conhecidos como "redes inteligentes". Segundo o "Electric Power Research Institute - EPRI" esses sistemas devem possuir a habilidade de informar o perfil dos consumidores em iniciativas de gerenciamento pelo lado da demanda; acomodar toda a geração e opções de armazenamento de energia; ter disponibilidade para produtos

novos e melhorados, serviços e mercados com diferentes regras; otimizar a utilização e a operação eficiente do sistema; conseguir identificar distúrbios através de um sistema de automação, contenção e restauração; além de desenvolver estratégias de operação que considerem os riscos do sistema. Nesse contexto, (Briano, Coory e Löper, 2015) destacam que os projetos de redes inteligentes podem aprimorar a participação do consumidor final desde que considere suas preferências. Isto quer dizer que a análise do perfil de consumo ou das contas de energia desses consumidores facilitam a participação desses consumidores em programas de gerenciamento da demanda com ou sem redução de consumo. Além disso, segundo esses autores, projetos desenvolvidos no contexto de redes inteligentes podem gerar benefícios quando são consideradas tecnologias para a redução do tempo de resposta durante interrupções de geração; práticas para a economia de custos operacionais pelo operador do sistema teste; e técnicas de aperfeiçoamento da previsão da geração das fontes de geração renováveis distribuídas. Outra observação interessante feita pelos autores, é que para que esses projetos tenham um bom andamento, além do envolvimento de autoridades, reguladores, concessionárias e fabricantes de equipamento, a participação e engajamento dos consumidores finais de energia é crucial.

Tendo em vista os desafios e os possíveis benefícios da inserção da geração renovável em redes inteligentes, em todo o mundo, vários são os projetos pilotos e pesquisas em avaliação. Tanto a Europa, os Estados Unidos, o Canadá, quanto o Brasil e outros países desenvolvem projetos na área, o que evidencia importância das redes inteligentes. Muitos desses projetos focam em mudanças nas atividades de planejamento e de operação do sistema de energia considerando a inserção de geração variável e de tecnologias de automação e comunicação ao sistema elétrico.

O projeto piloto "*Redes Elétricas Inteligentes e Veículos Elétricos (REIVE)*" vigente de 2010 a 2012, da *INESC-TEC*, na cidade do Porto em Portugal, tinha como objetivo o estudo da integração técnica e comercial de sistemas de microgeração e de veículos elétricos, procurando evitar o reforço das redes, maximizando a integração de fontes de energia de origem renovável ao sistema. Além disso, esse projeto objetivava garantir a exploração de recursos renováveis com elevados níveis de segurança e de eficiência energética. Neste trabalho, o Método de Simulação de Monte Carlo (MSMC) é utilizado para realizar simulações com variáveis que representavam as incertezas do sistema (Reive, 2013).

Outro interessante projeto piloto da União Européia, chamado de "*SAFEWIND*", foi concluído em Agosto de 2012. Contando com a participação da indústria e do público acadêmico, esse projeto focou nas condições de operação do sistema, considerando as incertezas da geração eólica, com o objetivo de dar mais segurança à operação, diminuindo grandes erros, como os de previsão da carga. Para alcançar esses objetivos, diversas

ferramentas foram utilizadas, incluindo ferramentas estocásticas como o MSMC (Pinson e Girard, 2012).

O projeto piloto, também europeu, intitulado "*Price-based Control of Electrical Power Systems (E-Price)*" coordenado pela *Eindhoven University of Technology*, finalizado em 2011 é um claro exemplo da tentativa de utilização do preço da energia como estratégia de controle da operação (E-Price, 2013). O projeto foi desenvolvido no contexto da inserção da energia renovável, principalmente a eólica e a solar. Diante da necessidade do aumento da confiabilidade do sistema devido à falta de balanço entre a geração e a demanda, o projeto utilizou os conceitos relacionados à resposta da demanda para facilitar a penetração de geração através de fontes renováveis, através da oferta de subsídios para a reestruturação do sistema elétrico.

Esses e outros projetos pilotos europeus são citados em um documento publicado pela Comissão Europeia "*Joint Research Centre (JRC)*" em 2011, que faz uma análise crítica dos projetos relacionados às redes inteligentes da União Europeia (Vincenz *et al.*, 2011). De modo geral, esse documento indica que os projetos europeus sobre redes inteligentes têm como prioridade promover a integração das fontes de energia renováveis, aumentar a eficiência e segurança da rede, além de promover a inclusão dos consumidores no gerenciamento do mercado de energia interno. Ainda, segundo os autores, técnicas que permitem o armazenamento de energia podem suavizar o impacto da variação, quando presente nas fontes de geração renováveis, além de aumentar o potencial de integração de consumidores. O documento enfatiza que os programas de resposta da demanda promovem a participação ativa de todos os atores do mercado de eletricidade e podem tornar mais efetivo o gerenciamento da variação de fontes de geração intermitentes, que podem ser não despacháveis.

Outra pesquisa interessante foi realizada pelos pesquisadores do *Energy Systems Research Laboratory* da *Florida International University*. Eles apresentam um algoritmo de gerenciamento da energia em tempo real para microrredes híbridas envolvendo energia sustentável e sistemas de armazenamento de energia (Mohamed *et al.*, 2012). O objetivo do problema modelado é manter níveis de estabilidade na operação do sistema minimizando o custo com energia. A formulação apresenta modelos não lineares para sistemas de geração fotovoltaica e para as cargas, além de desenvolver um algoritmo que utiliza técnicas como lógica *fuzzy* e conceitos de controle adaptativo para solucionar o problema.

"The Catalonia Institute for Energy Research" é um instituto criado para contribuir com o uso mais sustentável da energia usada e consumida, considerando a competitividade econômica (IREC, 2013). Em um dos artigos publicados por Martinez-Rojas *et al.* (2011), o despacho de energia reativa na presença de unidades de geração eólica é resolvido através

da aplicação do método de otimização Particle Swarm Optimization (PSO) junto a um método de procura de soluções factíveis. Nesse trabalho, os autores sugerem que o algoritmo apresentado faça parte do sistema de controle central de unidades de geração eólicas para melhorar o gerenciamento da potência reativa. Em Pezzini *et al.* (2011), os autores consideram que os métodos heurísticos e meta-heurísticos são interessantes para resolver problemas complexos e de grande dimensão como os problemas relacionados aos sistemas de transmissão e distribuição, como o controle de tensão e despacho econômico.

O centro de pesquisa *University of Maryland Energy Research Center* (Energy, 2013) modela vários problemas relativos às redes inteligentes de distribuição como problemas estocásticos. Os pesquisadores desse centro de pesquisa focam no estudo de métodos para solucionar problemas estocásticos, incluindo métodos de redução de cenários e decomposição de Benders, como por exemplo, problemas de aplicação no mercado de energia.

Acompanhando a tendência mundial, o Brasil também possui vários projetos pilotos. Em Minas Gerais, o projeto *Cidade do Futuro* desenvolvido pela Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG) em Sete Lagoas, visa à integração dos sistemas de informação e de telecomunicações às redes de energia, considerando também a presença de geração distribuída solar e eólica (CEMIG, 2013). O estado do Rio de Janeiro possui dois projetos pilotos, um na cidade de Búzios, desenvolvido pela Ampla/Endesa Brasil, e outro na cidade do Rio de Janeiro, desenvolvido pela Light. Iniciado em 2010, o *Programa Smart Grid Light* visa oferecer informações práticas complementares aos outros estudos do país e aos órgãos reguladores (SmartGrid Light, 2013). Dentro do escopo de seus projetos a Light pretende disponibilizar o acesso às tecnologias, como a de tomadas inteligentes, que permite desligar e ligar equipamentos remotamente, e desenvolver temas importantes como novas tarifas, produtos e serviços, inserção de geração distribuída, operação em modo ilhado e sistemas de recarga para veículos elétricos. Outros projetos também vêm sendo desenvolvidos nos estados do Amazonas (Eletrobrás Amazonas Energia), São Paulo (AES Eletropaulo e EDP Bandeirante), Ceará (COELCE/Endesa), Paraná (COPEL) e Pernambuco (CELPE).

As pesquisas e projetos pilotos supracitados além de motivarem o desenvolvimento, contextualizam o nicho explorado nesta pesquisa, que desenvolve um modelo de despacho econômico estocástico da geração e da demanda na presença da produção de energia solar fotovoltaica. A proposta de trabalho, os objetivos, as contribuições e as publicações relacionados à tese são apresentados na sequência.

1.3. Proposta de Trabalho e Objetivos da Tese

Esse trabalho apresenta uma nova abordagem do problema do despacho econômico que tem como intuito realizar o agendamento e despacho de geradores térmicos e o despacho de cargas flexíveis, gerenciando a flexibilidade de um sistema que possui recursos estocásticos e/ou variáveis representados pela produção de energia solar fotovoltaica e pela demanda. O trabalho produzido inclui os modelos desses recursos estocásticos, enfatizando a influência do erro de previsão da geração FV no despacho dos geradores e de cargas flexíveis disponíveis. Assume-se que esse sistema possui fontes de geração térmicas e que a geração renovável é representada através de geradores FV. Geradores FV podem representar um sistema conectado à rede ou um sistema de produção FV associado a consumidores do sistema. Dois tipos de demanda flexível são considerados nessa abordagem. O primeiro refere-se à demanda flexível que pode ser deslocada ou reduzida ao longo do horizonte de despacho em função das condições do sistema, considerando as preferências dos consumidores que também definem o montante de energia que deve ser consumido no horizonte de tempo. O outro perfil da demanda flexível representa uma carga redutível considerada como um dos recursos flexíveis do sistema que possui capacidade de acomodar o erro de previsão da geração FV. Sendo assim, a flexibilidade do sistema é representada por geradores de pico e por cargas flexíveis redutíveis. O sistema elétrico considerado neste abordagem pode representar um sistema de subtransmissão ou um sistema de distribuição de média tensão que possui infraestruturas técnica e de comunicação suficientes para implementação do modelo. Isto significa que características inerentes a uma rede inteligente, como a automação de recursos e sistemas avançados de tecnologia da informação, são hábeis para acomodar a intermitência da produção com maior eficiência, para implementar programas de gerenciamento da demanda e controlar os recursos de geração presentes no sistema.

De forma geral, o objetivo principal desse trabalho é a formulação do problema estocástico de despacho intertemporal da geração e da demanda através da modelagem de incertezas do sistema. Nesse contexto, os objetivos específicos são enumerados: (i) formulação do DE da geração e da demanda; (ii) modelagem estocástica do problema de pré-despacho da geração e da demanda, que considera as incertezas tanto da demanda quanto da geração fotovoltaica (FV), para um dia à frente com resolução horária; (iii) desenvolvimento de uma meta-heurística híbrida específica para a solução do problema de DE; (iv) definição de critérios para determinação de um ponto operacional do sistema mediante as incertezas consideradas na modelagem de DE proposta; (vi) proposta de um modelo de despacho para uma hora à frente com resolução de 15 minutos.

1.4. Contribuições da Tese

O presente trabalho é desenvolvido no contexto de trabalhos dedicados ao desenvolvimento de estratégias de despacho que tem como intuito melhorar o gerenciamento de redes, microrredes ou sistemas elétricos de potência de pequeno porte. Esses sistemas, que podem ser de subtransmissão ou de distribuição de média e baixa tensão, vêm se tornando cada vez mais modernos e inteligentes, ao mesmo tempo que a presença de recursos renováveis aumenta. Além disso, a participação dos consumidores no gerenciamento da operação de sistemas de energia, tema também abordado nessa tese, destaca-se no cenário acadêmico como metodologia promissora que pode facilitar a penetração de recursos de geração renováveis como a geração eólica e solar fotovoltaica.

De um ponto de vista geral, essa tese contribui principalmente em dois aspectos diferentes. O primeiro refere-se à proposição de uma estratégia de despacho composta por uma cadeia de processos: um pré-despacho estocástico intertemporal da geração e da demanda, definição de um critério de escolha de um ponto operacional para o despacho, e um modelo de despacho estocástico para uma hora à frente. Destacam-se nesta estratégia de despacho a proposição da restrição de flexibilidade com intuito de gerenciar recursos flexíveis considerando o erro de previsão da geração FV, e o modelo de despacho da demanda que observa as preferências de consumo dos consumidores que participam de programas de gerenciamento da demanda. A outra contribuição trata do desenvolvimento de uma meta-heurística híbrida dedicada à solução do problema de otimização estocástico proposto nesta tese.

Especificamente, as contribuições originais dessa tese são as seguintes: (i) Proposição de um modelo de despacho estocástico intertemporal que explora o impacto do erro de previsão da geração fotovoltaica através de uma restrição que pode ser adicionada ao modelo convencional de despacho. Através dessa restrição, a flexibilidade do sistema pode ser gerenciada no pré-despacho para um dia à frente, permitindo que o custo deste gerenciamento seja vislumbrado à priori. O modelo de DE proposto é composto de um pré-despacho para um dia à frente com resolução horária; de um processo de definição de um ponto operacional; e de um despacho para uma hora à frente com resolução de 15 minutos. (ii) A segunda contribuição trata dos modelos da demanda e da geração fotovoltaica representados através de variáveis estocásticas. Objetiva-se a representação aproximada das características da variação e da intermitência do recurso solar fotovoltaico e das preferências de consumo de consumidores flexíveis. (iii) Desenvolvimento de modelo de despacho da demanda que observa as preferências de consumo dos consumidores. (iv)

Desenvolvimento de uma meta-heurística híbrida dedicada que combina GRASP e um algoritmo evolucionário ED, como técnica alternativa para a solução do problema proposto. A técnica de solução proposta permite observar a exploração do espaço de busca de um problema de programação inteira-mista, estocástico e não-linear de forma mais clara durante o processo de otimização, além de dar maior liberdade à modelagem das características dos recursos representados nesta abordagem; (v) E, por último, destaca-se a definição de um critério de classificação de soluções do problema de despacho proposto embasado na teoria do Valor Condicionado ao Risco (CVaR).

1.5. Publicações

O desenvolvimento do modelo de despacho estocástico proposto nesta tese foi realizado gradativamente. Durante o cumprimento das etapas enumeradas anteriormente, características consideradas importantes foram agregadas ao primeiro modelo apresentado em (Araújo e Uturbey, 2011). Os modelos dos parâmetros de entrada foram aprimorados com intuito de representar de maneira aproximada o comportamento dos recursos de geração e de demanda reais. Durante esse processo o modelo de despacho proposto foi apresentado à comunidade científica através das publicações de alguns artigos, sendo um artigo publicado em periódico e os demais em anais de congressos internacionais e nacionais. Primeiramente apresenta-se a referência do artigo publicado no periódico da Elsevier "*International Journal of Electrical Power & Energy Systems*" e, posteriormente, em ordem cronológica decrescente, os artigos publicados em anais de congressos.

1. Araújo, T.F. e Uturbey, W., 2013, "Performance assessment of PSO, DE and hybrid PSO–DE algorithms when applied to the dispatch of generation and demand". *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 47, p. 205-217.
2. Uturbey, W., Araújo, T. F., Duarte, A. P. P., Coura, I. M., 2015, "An optimization framework to assess TOU tariffs", In: Innovative Smart Grid Technologies Conference Latinamerica (ISGT-LA), Montevideo, Uruguay, Conference Proceedings of ISGT-LA.
3. Carvalho, A. P., Pereira, R. C. R., Uturbey, W., Araújo, T. F., Lopes, B. M., Cardoso, E. N., 2015, "A framework for impacts assesement of PV grid-connected systems." In: European PV Solar Energy Conference and Exhibitions, Hamburg. Conference Proceedings of EUPVSEC.
4. Araújo, T. F., Uturbey, W., Xie, L., Monteiro, L. G., Boaventura, W. C., Macedo, W. N., Cardoso, E. N., Lopes, B. M., 2015, "The Value of Responsive Demand in

- Distribution Systems with PV Generation." In: European PV Solar Energy Conference and Exhibition, 2015, Hamburg. Conference Proceedings of EUPVSEC.
5. Araújo, T. de F., Uturbey, W. ; Xie, L. ; Monteiro, L. G., 2015, "Stochastic Unit Commitment in a Distribution System with Photovoltaic Power Generation: Empirical Assessment." In: Proceedings of 15 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering, Rome, Italy.
 6. Gomes, J. P. R., Araújo, T. F., Sardeiro, B. S., Uturbey, W., Boaventura, W. C., Silva, S. R., Cardoso, E. N., Lopes, B. M., 2014, "Valoração Monetária do Impacto da Geração Fotovoltaica nas Perdas em um Sistema Radial de Distribuição" In: V Congresso Brasileiro de Energia Solar, Recife - Pernambuco. Anais V Congresso Brasileiro de Energia Solar - V CBENS.
 7. Araújo, T. F., Uturbey, W., 2014, "Algoritmo Differential Evolution Aplicado ao Despacho da Demanda Via Programação Inteira Mista Estocástica." In: V Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, Foz do Iguaçu. Anais do V Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos.
 8. Uturbey, W., Araújo, T. F., Preisser, F., Silva, S. R., Cardoso, E. N., Lopes, B. M., 2014, "Assessing the Value of Distributed Photovoltaic for the Distribution System." In: Proceedings of 3rd IET Renewable Power Generation Conference (RPG 2014), vol. 1.
 9. Uturbey, W., Araújo, T. F., Costa, A. M., 2014, "Modelling Consumption Preferences in Distribution System Analysis Tools." In: Proceedings of 3rd IET Renewable Power Generation Conference (RPG 2014), Naples., vol. 1.
 10. Araújo, T.F. e Uturbey, W., "Evolutionary Optimization Algorithms Applied to Demand Dispatch via Stochastic Mixed-Integer-Programming", *PowerTech 2013*, Junho 2013.
 11. Araújo, T.F., Uturbey, W. e Caixeta, L., "Short-Term Hydrothermal Dispatch and Demand Management with Evolutionary Algorithms", In: *12th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)*, p. 376-381, Maio 2013.
 12. Araújo, T.F. e Uturbey, W., "Programação inteira mista via otimização por enxame de partículas e algoritmo híbrido aplicados ao despacho da geração e da demanda", *Congresso Brasileiro de Automática (CBA)*, Campina Grande- PB, Setembro de 2012.

13. Araújo, T.F. e Uturbey, W., "Particle Swarm Optimization and Hybrid Algorithm Applied to Generation and Demand Dispatch", *In: 11th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)*, p. 376-381, Maio 2012.
14. Araújo, T.F. e Uturbey, W., e Glória, L.L., "Comissionamento de Geração e Despacho de Demanda através de Otimização por Enxame de Partículas e de Algoritmo Híbrido", *IV Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos (SBSE)*, p. 1-6. Goiânia- Goiás, Maio de 2012.

1.6. Estruturação do Texto

Além dessa introdução, o Capítulo 2, intitulado "Revisão Bibliográfica", apresenta o estudo bibliográfico sobre conceitos relacionados e abordados nessa tese. Além disso, apresenta-se nesse capítulo os principais trabalhos dedicados à modelagem de estratégias de DE para sistemas com presença de geração renovável. Discorre-se também sobre metodologias de representação de variáveis estocásticas, e também, sobre modelos de programas de gerenciamento da demanda.

No Capítulo 3, intitulado "Formulação do Despacho Econômico Estocástico com Representação da Demanda na Presença de Geração Fotovoltaica", apresenta-se a formulação matemática do problema de despacho estocástico de recursos de geração e demanda em sistemas inteligentes de distribuição com presença de geração fotovoltaica. O detalhamento da modelagem de cada recurso presente no sistema também é apresentado nesse capítulo.

A meta-heurística híbrida desenvolvida e os algoritmos evolucionários, PSO e ED, utilizados em diferentes etapas deste trabalho, tem seus algoritmos apresentados no Capítulo 4. Intitulado como "Uma Meta-heurística Híbrida Dedicada à Solução do Problema de GS-FV-DEE", este capítulo tem como objetivo apresentar não somente os algoritmos convencionais utilizados na literatura especializada na solução de problemas de DE, mas sim, de ressaltar as adaptações desenvolvidas para o tratamento de restrições, construção de soluções factíveis e ajustes realizados nas meta-heurísticas para a solução do problema de programação inteira mista estocástico, não linear, proposto neste trabalho.

Os experimentos utilizados para a análise do conjunto de cenários de radiação solar gerados a partir das técnicas de geração e redução de cenários, da meta-heurística híbrida GRASP-ED e da restrição de flexibilidade proposta são descritos no Capítulo 5. Com o título "Análise dos Conjuntos de Cenários gerados, da Meta-heurística GRASP-ED e da Restrição de Flexibilidade", esse capítulo visa analisar os conjuntos de cenários gerados e da meta-

heurística híbrida através de simulações do DE estocástico. No mesmo caminho, procura-se verificar o impacto da restrição de flexibilidade no agendamento e despacho de geradores de um sistema através da simulação do problema de pré-despacho.

Por sua vez, o Capítulo 6, intitulado "Resultados e Discussões", apresenta os resultados obtidos através da aplicação da meta-heurística híbrida na solução do problema de DE estocástico proposto. Também são realizadas discussões sobre impacto do aumento do custo de produção energia e do valor do incentivo pago a consumidores flexíveis. Realiza-se também uma análise da metodologia de ordenação de soluções proposta e do modelo de despacho para uma hora à frente.

Por fim, no Capítulo 7, que possui o título " Conclusões e Trabalhos Futuros" são apresentadas as conclusões gerais e os trabalhos futuros, que possibilitam a continuidade da pesquisa depois do encerramento do período de doutoramento. Em sequência, são apresentados os anexos e as referências bibliográficas consultadas.

CAPÍTULO 2

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

"Somos o que repetidamente fazemos. A excelência, portanto, não é um feito, mas um hábito."

Aristóteles

2.1. Introdução

O modelo de despacho estocástico proposto nesta tese fundamenta-se em pesquisas que estão sendo desenvolvidas tendo como base conceitos importantes como o despacho econômico estocástico, geração distribuída e gerenciamento da demanda. Esses conceitos e o estado da arte dessas pesquisas são elucidados neste capítulo.

2.2. O Despacho Econômico em Sistemas com Geração Renovável

A operação de um sistema com geração renovável visa determinar a melhor estratégia de gerenciamento da operação para cada usina e/ou melhor tática de gerenciamento de cargas tendo em vista a minimização dos custos operacionais em um determinado horizonte de tempo (Rodrigues *et al.*, 2003). O planejamento do gerenciamento é realizado em diferentes horizontes de tempo, e em cada horizonte um determinado tipo de análise do sistema é realizado.

Como o enfoque desta tese é a formulação do problema de DE quando são considerados recursos de geração renovável, uma apresentação de alguns dos principais trabalhos que representam o estado da arte sobre o assunto é realizada a seguir.

Duas vertentes do DE são exploradas nos trabalhos apresentados nessa seção. Alguns autores adotam uma versão determinística do DE e tentam representar de maneira eficiente os dados de previsão de produção de energia dos recursos renováveis. Em outra linha de pesquisa adota-se o modelo estocástico do DE. O Despacho Econômico Estocástico (DEE) pode ser definido como metodologia de solução de problemas de despacho econômico quando se consideram incertezas nos valores dos parâmetros do sistema elétrico de potência (Yong e Lassater, 2000). Nas abordagens estocásticas do DE as incertezas no sistema elétrico são atribuídas a erros na previsão da demanda, e na previsão de produção de recursos renováveis estocásticos (Gallego *et al.* (2012) e Wang e Singh (2008)).

Os modelos de despacho em sistemas com geração renovável exploram bastante o conceito de reserva de operação. Segundo Ela *et al.* (2013), alguns geradores podem ser utilizados como reservas de operação. Essas reservas podem ser utilizadas para responder à variação contínua da geração e da carga. Essas variações podem ocorrer em diferentes escalas de tempo, e diferentes estratégias de controle podem ser requeridas dependendo da velocidade da variação. As reservas de operação com controle automático de geração, em geral, são as mais caras, porém, mais flexíveis. Além disso, reservas de operação podem ser utilizadas em um evento normal ou esporádico.

Neste contexto, diferentes estratégias de despacho vêm sendo propostas na literatura com intuito de considerar as características peculiares de produção de energia através de recursos renováveis, principalmente, a geração eólica e a solar fotovoltaica. Atualmente, estudos que consideram o gerenciamento de reservas e de outros recursos necessários para mitigar impactos de erros de previsão dessas fontes têm sido o foco dos pesquisadores, como apresentado em sequência.

Wu e Jing *et al.* (2015) propõem uma metodologia para estimar o impacto nos custos de operação das incertezas e das variações de recursos renováveis. Segundo os autores as contribuições do artigo são relacionadas: (i) à proposição de uma metodologia sistemática e consistente para estimar os custos de integração de geradores FV ou de outros recursos renováveis; (ii) à quantificação dos custos de integração e segurança relativos à variação e incerteza das escalas sub-horárias; e (iii) à elucidação de possíveis mudanças na operação do sistema e de medidas que podem ser tomadas mediante essas mudanças. A metodologia proposta no artigo possui diferentes etapas. Primeiramente, a representação das decisões de agendamento das unidades geradoras para um dia à frente são verificadas, tendo como base dados de previsão com uma resolução horária. Em um segundo momento, para uma hora à frente, o reagendamento é realizado tendo como base a atualização das informações de previsão da geração fotovoltaica, da geração eólica e da carga. E por último, é realizado o redespacho, de um em um minuto, considerando dados atuais. São realizadas também simulações para verificar a necessidade de utilização das reservas de balanço de energia com resolução de 1 minuto. O impacto da variação e incerteza na resolução sub-horária da geração FV é observado através da utilização das reservas de balanço. Restrições consideradas no modelo de otimização estabelecem que a reserva térmica mais as reservas não girantes tem que ser maiores ou iguais às reservas de balanço mais as reservas de contingência. Posteriormente a esse processo é realizada uma estimativa do custo de integração da geração FV. Os resultados apresentados no artigo indicam que a combinação de alguns fatores, como a falta de flexibilidade das operações de geradores nucleares, levam a altos níveis de corte da injeção da geração FV, principalmente nos períodos de carga leve com grande geração de FV. Para reverter essa situação os autores optaram pela inserção de flexibilidade na planta nuclear, desconsiderando a flexibilidade da demanda e de outros recursos de geração. Ainda segundo os autores, a maior parte do custo de integração da geração fotovoltaica é proveniente dos custos das reservas de balanço durante o despacho de uma hora à frente, e a menor contribuição é oriunda dos erros de previsão para um dia à frente. Neste artigo a reserva é calculada para cada mês e não para cada hora à frente. Sendo assim, é interessante prever ainda no pré-despacho, ou

para um dia à frente, a necessidade da utilização dessas reservas no horizonte de tempo quase real, tentativa essa estabelecida através do modelo proposto nessa tese.

Nesta mesma linha de pesquisa, Ikeda e Ogimoto (2014) apresentam um modelo de *UC* ou de agendamento de unidades geradoras térmicas que requer uma série de previsão da produção de geração FV com seu respectivo erro de previsão para se definir o melhor agendamento. O custo de balanceamento do sistema é calculado com e sem resposta da demanda. O modelo de *UC* proposto no artigo tem como objetivo maximizar o lucro da concessionária de energia considerando a previsão de produção dos geradores FV e o erro de previsão, bem como a resposta da demanda de consumidores quando os preços da energia elétrica modificam-se. O custo de balanço do sistema calculado em relação à produção FV é definido subtraindo-se do custo operacional, com o erro de previsão, o custo sem o erro de previsão; posteriormente esse montante é dividido pelo valor da integração da produção fotovoltaica para cada mês. O modelo apresentado no artigo é determinístico. Em relação à resposta da demanda, consideram-se os parâmetros relativos à média do preço da energia, o nível do preço e a elasticidade da demanda em relação à modificação do preço. Além disso, considera-se que a demanda total não pode ser modificada pela resposta da demanda. No modelo de despacho estocástico apresentado nesta tese considera-se a resposta da demanda em relação aos custos da eletricidade nos intervalos com pico de carga do sistema, além de considerar um modelo de preferências de consumo. As características estocásticas dos consumidores também são consideradas no modelo de despacho proposto nessa tese.

Por sua vez, Ela *et al.* (2013) também apresentam uma proposta de investigação do efeito da variação da potência fotovoltaica e da previsão das incertezas na operação de um sistema elétrico de potência da concessionária "Arizona Public Service System". A ferramenta utilizada durante a investigação é chamada de "Flexible Scheduling Tool for Integrating Variable Generation (FESTIV)". O FESTIV possui um modelo de agendamento de geradores e de despacho econômico com restrições de segurança, que contempla o controle automático de geração. O estudo de múltiplas escalas de tempo considera o acoplamento intertemporal entre elas. Segundo os autores as incertezas de previsão no curto prazo aumentam o desequilíbrio entre geração e demanda o que gera um pequeno impacto no custo de operação. Dessa forma, os autores consideram que a variação da energia solar, sem as incertezas do tempo real ou considerando uma previsão perfeita, tem um pequeno impacto no desequilíbrio entre geração e demanda. Além disso, os resultados evidenciam que a intervenção do operador do sistema de potência pode mitigar impactos de algumas das variações, como também impactos das incertezas, contudo o custo operacional

pode aumentar demasiadamente. Observa-se que o melhoramento da previsão da produção FV para um dia à frente reduz custos de produção gerando um pequeno efeito no desequilíbrio entre carga e geração; e que o despacho de alta frequência, a cada 5 minutos, gera vantagens para o curto prazo pois os desequilíbrios podem ser corrigidos com mais frequência diminuindo a necessidade de recursos com controle automático da geração. Segundo os autores, essas estratégias têm o efeito de reduzir tanto o desequilíbrio quanto os custos de operação do sistema. O modelo proposto neste artigo tenta acessar a variação de recursos, que podem ser chamados de recursos com geração variável em múltiplas escalas de tempo, de segundos a minutos e a horas. Contudo, considera-se o modelo determinístico de otimização em cada estágio limitando a análise do problema. Além disso, o artigo foca-se na utilização de reservas de operação com controle automático de geração, desconsiderando outros recursos disponíveis no sistema com grande capacidade de flexibilidade. Nesta tese são considerados no modelo de despacho estocástico proposto além de geradores de pico, que possuem capacidade de resposta rápida, cargas de consumidores flexíveis que podem ser gerenciadas pelo operador do sistema.

Tradicionalmente, estudos que determinam a reserva necessária para cada sistema são modelados como problemas determinísticos. Uma abordagem estocástica desses problemas, devido às características das fontes de geração renovável ou da carga, torna-se necessária para dar ao sistema maior flexibilidade e segurança na operação. Com esse objetivo, um modelo de despacho estocástico em dois estágios, considerando o erro de previsão de produção da geração eólica e fotovoltaica, é proposto por Mazidi *et al.* (2014). Nesse modelo a reserva requerida pelo sistema, necessária para compensar o erro de previsão de produção dos recursos renováveis, é provida por cargas que participam de programas de resposta da demanda e de geradores distribuídos. Um modelo de flexibilidade específico para cada tipo de consumidor que participa dos programas de resposta da demanda é definido. Os consumidores flexíveis são classificados em três grandes grupos: o residencial, o comercial e o industrial; que podem ser controlados direta ou indiretamente. No primeiro estágio do modelo de otimização proposto é determinado o valor da energia e da reserva de energia para um dia à frente. No segundo estágio as variáveis de decisão variam de acordo com os cenários, o que significa que para cada cenário é definido o despacho das unidades não renováveis, o valor de energia a ser comprada da concessionária, e os cortes de carga. Segundo os autores o modelo estocástico evidencia a necessidade de reservas menores quando comparado com as reservas determinadas através de métodos convencionais. Na proposta de despacho apresentada nesta tese impõe-se a flexibilidade de recursos no pré-despacho realizado para um dia à frente. Os

recursos a serem disponibilizados, geradores e cargas, devem possuir uma capacidade de resposta compatível com a variação do recurso de geração fotovoltaica. Considera-se também no modelo proposto o gerenciamento de cargas de consumidores flexíveis.

Surender Reddy, Bijwe e Abhyankar (2015) apresentam um modelo de despacho para o tempo real que pode ser realizado a cada 5 ou 15 minutos considerando dados estáticos instantâneos de previsão dos recursos estocásticos presentes no sistema, como dados de previsão da geração fotovoltaica e/ou da demanda. O modelo é apresentado com intuito de acomodar adequadamente as implicações econômicas da variação desses recursos. Nesse modelo, no período entre dois agendamentos de unidades consecutivos, os geradores participam do gerenciamento do desbalanço de energia de acordo com fatores de participação definidos em um pré-despacho anterior. Dessa forma, os autores propõem a validação de fatores de participação considerando as variações de geração solar, eólica e da carga a cada minuto. Como esses fatores são calculados apenas uma vez, a dimensionalidade do problema de otimização é a mesma do modelo convencional de despacho. O artigo apresenta um modelo estocástico da geração eólica, fotovoltaica e da demanda. O modelo proposto não considera o despacho da demanda no gerenciamento da operação do sistema. Por outro lado, o modelo apresentado no artigo considera um custo de penalidade para a previsão acima do valor real da geração fotovoltaica e um custo de reserva da geração fotovoltaica, eólica e da demanda. Um despacho dinâmico é realizado a cada 1 minuto considerando um peso que é calculado de acordo com a razão entre o valor a ser gerado ou consumido por cada recurso estocástico pelo somatório da previsão total de geração multiplicado pela soma das diferenças entre o que foi previsto e o que foi observado. A diferença entre o despacho dinâmico convencional e o proposto está em incorporar na função objetivo o custo da superestimação dos recursos estocásticos. Considera-se, então, na função objetivo o valor da reserva e da não utilização do recurso de geração variável em cada intervalo de tempo. O modelo proposto no artigo é testado através de um sistema de transmissão, e prioriza a disponibilização de recursos capazes de atender à variação da geração fotovoltaica no tempo real. Da mesma forma que o modelo proposto em (Surender Reddy, Bijwe e Abhyankar, 2015), o modelo proposto nessa tese tenta disponibilizar esses recursos flexíveis no pré-despacho, visando estabelecer um *"trade-off"* entre o nível de flexibilidade do sistema e o custo econômico de se disponibilizar esses recursos com antecedência.

Por sua vez, Zhou e Botterud (2014) propõem uma metodologia que considera um modelo de UC estocástico centralizado e um despacho econômico junto a um processo de co-otimização da energia e de reservas. Segundo os autores, tradicionalmente, problemas

com incertezas no sistema de potência são suavizados utilizando-se uma capacidade adicional de geração e reservas de operação. Contudo, essas reservas são determinadas através de regras determinísticas como uma porcentagem fixa da carga e/ou tomando como referência a maior contingência do sistema. Regras estocásticas baseadas em análises estatísticas e de probabilidade são consideradas por (Zhou e Botterud, 2014) e podem aprimorar a determinação do valor das reservas. Nos modelos estocásticos para determinação da reserva, geralmente, são representadas as incertezas da carga e da geração. Com o aumento da presença da geração renovável, as incertezas na previsão de geração desses recursos também vêm sendo considerada nos modelos estocásticos de determinação da reserva de um sistema. Esta tese apresenta um modelo de gerenciamento de recursos que tem como base o despacho estocástico em diferentes escalas de tempo. São considerados neste modelo as incertezas da previsão de carga do sistema, as incertezas de resposta de consumidores flexíveis e também da geração renovável solar fotovoltaica.

A programação estocástica também é utilizada na proposta de despacho apresentada por Papavasiliou e Oren (2014). O modelo foca na otimização da operação das reservas, pois as decisões de despacho dessas reservas estão inseridas na formulação da programação estocástica. Devido às flutuações dos recursos variáveis disponíveis no sistema, faz-se necessária a utilização (i) das reservas de operação de resposta rápida; (ii) das reservas de regulação, que respondem em segundos; e (iii) das cargas que podem ser redespachadas em resoluções sub-horárias. A utilização desses recursos tem como objetivo manter o balanço de energia quando há grande quantidade de distúrbios no sistema. Neste modelo, cenários são utilizados para representar a estocasticidade da produção eólica. A incerteza na previsão da demanda não é considerada. O problema de otimização formulado em dois estágios visa à minimização de custos operacionais. O primeiro estágio representa o agendamento das unidades geradoras mais lentas para um dia à frente. E o segundo estágio representa o despacho econômico para uma hora à frente. O problema de despacho estocástico proposto nesta não é modelado em dois estágios, como o problema de otimização apresentado por Papavasiliou e Oren (2014). O agendamento dos geradores e o gerenciamento dos recursos flexíveis, geradores de pico e cargas flexíveis, é realizado no pré-despacho para um dia à frente com resolução de uma hora. Após o processo de seleção da solução, segundo a métrica CVaR, a solução do despacho é refinada através de um problema de despacho estocástico para uma hora à frente com resolução de quinze (15) minutos.

Considerando escalas de tempo sub-horárias, Wang *et al.* (2013) estudam o efeito da variação da geração eólica no resultado de um problema de UC. Esse modelo de UC considera a incerteza e a intermitência da geração eólica que são representadas através de cenários, pois segundo os autores a operação de um sistema com presença de geração eólica pode ser melhorada se as características estocásticas dos agentes envolvidos forem consideradas. Isto quer dizer que o modelo de operação deve incluir um modelo de UC estocástico para analisar de modo mais aprofundado o impacto da geração renovável em um sistema. Dessa forma, além do modelo estocástico de UC, e da representação das características estocásticas da geração eólica através de cenários, os autores propõem a modelagem de restrições específicas para uma escala sub-horária de tempo com resolução de dez (10) minutos. As restrições modeladas em escala sub-horária são: capacidade de geração, taxa de tomada de carga, balanço de potência, capacidade de transmissão e geração eólica. O método de decomposição de Benders é utilizado para resolver o problema de otimização proposto. As simulações do modelo são conduzidas através de um sistema de transmissão e os resultados indicam que a modelagem do problema de UC, considerando diferentes escalas de tempo, melhora a eficiência do modelo convencional que possui resolução de tempo horária. Contudo, a flexibilidade de recursos capazes de atender à variação da geração renovável, como os consumidores flexíveis, não é abordada em detalhes. O modelo apresentado por Wang *et al.* (2013) diferencia-se em relação ao modelo proposto na tese em relação ao corte de injeção de geração renovável, que não é representado no modelo da tese.

Segundo Makarov *et al.* (2009), com o aumento da penetração de geradores eólicos, aumenta-se também a necessidade de reservas de energia disponíveis. Dessa forma, Makarov *et al.* (2011) apresentam um modelo de despacho estocástico que avalia o impacto das incertezas da geração eólica na capacidade de balanço, capacidade de rampa, e na duração da rampa dos geradores do sistema. O modelo de despacho proposto sustenta-se em três bases: a) previsão dos dados; b) análise estatística da informação em retrospectiva; e c) predição ou previsão dos requisitos para o balanço de energia do sistema para um específico horizonte de tempo e determinado nível de confiança. Um algoritmo probabilístico baseado na análise de histogramas é implementado. Segundo os autores, a metodologia é capaz de incorporar múltiplas fontes de incertezas, contínuas ou discretas, como o valor da produção dos geradores e falhas de inicialização de geradores. Os autores confirmam que as incertezas geram um custo adicional para o operador do sistema devido aos serviços necessários para manter o balanço entre geração e demanda. O modelo proposto nesta tese garante a disponibilidade de recursos capazes de atender à variação

através de uma restrição adicionada ao modelo de despacho estocástico que também considera o despacho da demanda flexível do sistema.

Nessa mesma linha de pesquisa, Constantinescu *et al.* (2011) propõem um modelo estocástico de agendamento de geradores. Nesse modelo a velocidade de vento é representada através de cenários. A validação do modelo utiliza dados reais de velocidade de vento obtidos através de estações meteorológicas. Segundo os autores, os resultados das simulações indicam que a estocasticidade do vento impacta no reagendamento das unidades geradoras. Os autores ressaltam que o modelo reduz custos e aumenta a confiabilidade do sistema. O modelo apresenta uma restrição que visa o controle das reservas do problema, considerando que o valor de previsão da geração eólica é igual ao valor da média das previsões. O modelo proposto no artigo é formulado como um modelo de programação estocástica em dois estágios. A rampa e os limites de produção são definidos para cada cenário. Neste modelo, as variações da velocidade do vento em relação a lugares vizinhos são observadas através de técnicas espaço-temporais de previsão. Segundo os autores a formulação estocástica é capaz de capturar a incerteza da energia eólica com precisão, e com isso, a necessidade de reserva pode ser reduzida para valores menos conservadores ou até removida. A flexibilidade da demanda não é representada no modelo proposto. Diferentemente do modelo apresentado por Constantinescu *et al.* (2011), o modelo apresentado na tese não considera o reagendamento das unidades geradores convencionais para suavizar o impacto de recursos variáveis presentes no sistema elétrico em análise.

Com intuito de apresentar o impacto da imprevisibilidade da potência eólica, Mmels *et al.* (2007) apresentam um modelo de UC e despacho econômico usando informações da geração atual de energia eólica e da geração prevista para as próximas 26 horas. O modelo considera as restrições convencionais de UC e uma restrição de ativação das reservas. A resolução dos processos de UC e de despacho é de 15 minutos, pois essa resolução coincide com a resolução do balanço do mercado. Considera-se que a geração eólica é despachada, e que somente 20% das unidades geradoras não participam do despacho centralizado. Uma análise dos benefícios de se medir e prever a produção eólica, observando os custos operacionais, a diminuição da emissão de gases, e a energia eólica desperdiçada, é realizada. Utiliza-se programação dinâmica juntamente com uma heurística de reagendamento para resolver o problema de otimização. Os autores observam que a penetração de geradores eólicos pode aumentar o custo de operação do sistema. Observa-se também que o desperdício de potência eólica aumenta com o aumento da capacidade de geração dessas plantas. Ainda segundo os autores, o acesso aos dados mensurados e de

previsão não melhoram esse índice de desperdício. Os autores ressaltam que problemas de insuficiência de regulação e de reservas só podem ser acessados para um sistema específico, considerando as plantas de geração convencionais e demais características particulares do sistema em que a geração eólica está integrada; e ainda que, se o sistema elétrico estiver combinado com sistemas térmicos de aquecimento, a utilização da previsão da geração eólica não promove significativos benefícios para o processo de UC e despacho. No modelo apresentado nessa tese, a produção da geração distribuída não é despachada, e o processo de despacho para uma hora à frente é realizado de 15 em 15 minutos, além de desconsiderar o processo de reagendamento das unidades geradoras.

Os modelos de DE que consideram a presença de geração renovável são organizados cronologicamente na Tabela 2.1. Observa-se que os primeiros modelos de DE consideram a presença de geração eólica e, geralmente, são testados, em sistemas de transmissão de energia elétrica. Esses modelos são de suma importância, exploram com profundidade a representação desse recurso e como o mesmo deve ser gerenciado, possibilitando um gerenciamento mais eficiente da operação. Posteriormente, a geração fotovoltaica começa a ser considerada nos modelos de despacho, o que coincide com a expansão de sua penetração não somente em sistemas de transmissão, mas também em sistemas de distribuição de energia. Observa-se que o modelo estocástico é mais presente em modelos de DE com geração eólica do que quando considera-se a geração fotovoltaica. A evolução das técnicas de previsão contribuem para isso. Contudo, é importante considerar que mesmo que essas técnicas tenham evoluído, a modelagem estocástica do problema de DE destaca-se por ser uma maneira eficiente de observar o comportamento do sistema diante da aleatoriedade não só da produção de energia fotovoltaica, mas também, do comportamento muitas vezes imprevisível da carga. Por isso, como apresentado no texto motivacional dessa tese, é imprescindível estudar o impacto da penetração da geração FV no DE, em diferentes escalas de tempo, através de um modelo estocástico que pode gerar soluções que consigam suavizar o impacto desses recursos na operação do sistema. Durante toda a tese são apresentados trabalhos que fundamentam essa necessidade.

Tabela 2.1 - Comparação entre as principais características dos modelos apresentados na literatura especializada.

Artigo	Particularidade do Modelo	Flexibilidade do sistema	Flexibilidade da demanda
Mmels et al. (2007)	Modelo estocástico de minimização dos custos operacionais e da emissão de gases, que considera uma restrição de ativação de reservas.	Reagendamento das unidades geradoras.	Desconsidera-se
Constantinescu et al. (2011)	Modelo estocástico de agendamento dos geradores, formulado em dois estágios, considerando a geração eólica.	Reservas que podem ser reduzidas com o reagendamento dos geradores	Desconsidera-se
Ela et al. (2013)	Modelo determinístico de agendamento de unidades geradoras com restrições de segurança, considerando o controle automático da geração e a penetração da geração eólica. Assume-se múltiplas escalas de tempo com acoplamento intertemporal.	Reservas de operação com controle automático de geração.	Desconsidera-se.
Papavasiliou e Oren (2014)	Modelo estocástico, formulado em dois estágios, focado na otimização da operação de reservas, considerando a geração eólica.	Reservas de operação, de regulação e cargas controláveis.	Redespacho das cargas controláveis para se manter o balanço de energia do sistema.
Ikeda e Ogimoto (2014)	Modelo determinístico de maximização do lucro da concessionária considerando o erro de previsão da geração FV.	Representada através do agendamento das unidades térmicas considerando a flutuação FV.	Considerada através da elasticidade da demanda em relação à variação de preço da eletricidade.
Zhou e Botterud (2014)	Modelo estocástico de minimização de custos, considerando um UC centralizado e um despacho econômico junto a uma co-otimização da energia e reservas.	Representada através de reservas de operação.	Desconsidera-se.
Wu e Jing et al. (2015)	Modelo determinístico de DE, que considera a estimação dos custos de integração da geração FV, formulado em diferentes etapas.	Representada através da flexibilidade de uma planta nuclear.	Desconsidera-se.

Sendo assim, esta tese propõe um modelo de despacho para sistemas termoeletrônicos de pequeno porte ou microrredes, que considera a previsão de energia renovável, representada pela geração FV, sem armazenamento de energia que representa a

flexibilidade do sistema através de geradores de pico e do despacho de cargas flexíveis, que contempla: (i) um pré-despacho para um dia à frente com discretização horária; (ii) um modelo de classificação de soluções; e (iii) um despacho para uma hora à frente com discretização de quinze minutos. Assume-se um modelo de operação do sistema, onde sistemas de pequeno porte ou microrredes são operados localmente considerando suas características específicas. Este tipo de proposição torna-se cada vez mais importante devido ao sucessivo aumento da presença de fontes renováveis no portfólio de geração. Nesses casos, na análise do horizonte de um dia é importantíssimo considerar a variação e/ou estocasticidade desse tipo de fonte, pois essas características promovem erros no processo de previsão da produção de energia elétrica, além de demandar novas formas de gerenciamento da operação desses sistemas. Além disso o gerenciamento da demanda é abordado através de um modelo de despacho da demanda que considera as preferências dos consumidores que participam do programa. Explora-se no modelo desenvolvido neste trabalho a geração fotovoltaica, mas outros tipos de fonte, como a eólica, também podem ser consideradas no modelo. Além disso, outros recursos como os veículos elétricos podem ter seus modelos adicionados ao modelo de despacho proposto. A Figura 2.1 ilustra o perfil de um sistema de pequeno porte abordado neste trabalho, lembrando que no modelo proposto consideram-se a geração distribuída e consumidores flexíveis que participam de programas de gerenciamento da demanda, desconsiderando o armazenamento de energia distribuído.

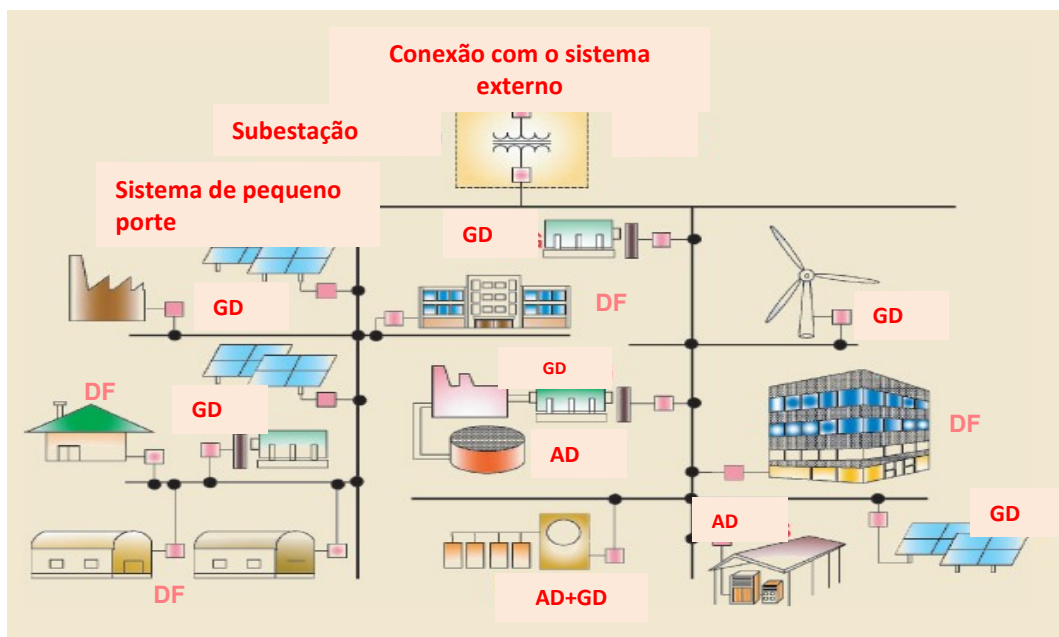


Figura 2.1. Esquema de um sistema elétrico de pequeno porte: GD= geração distribuída; AD=armazenamento distribuído e DF= demanda flexível. (Katirae et al, 2008 - Adaptado)

Além dos trabalhos apresentados anteriormente, a estratégia de despacho proposta nessa tese inspira-se em outros artigos que embasam a modelagem dos recursos de geração e de demanda. Os principais trabalhos que alicerçam o modelo dos recursos estocásticos considerados nessa tese são apresentados a seguir.

2.3. Características dos Recursos Estocásticos

2.3.1 Modelos de Geradores - O Gerador Fotovoltaico (FV)

Um dos recursos representados através de variáveis aleatórias é o recurso solar fotovoltaico. Outros recursos de geração, como o eólico, poderiam ter sido escolhidos, contudo a escolha dos recursos solares fotovoltaicos fundamenta-se na publicação, em Abril de 2012, da Resolução Normativa (RN) nº 482, posteriormente modificada pela Resolução nº 517. Essa resolução permitiu o acesso da micro e minigeração aos sistemas de distribuição, servindo como estímulo à geração distribuída. A RN Nº 482 define a microgeração distribuída como uma "central geradora de energia elétrica com potência instalada menor ou igual a 100 KW", e a minigeração distribuída como uma "central geradora superior a 100 KW e menor ou igual a 1 MW". Ambas devem utilizar fontes com base em energia hidráulica, solar, eólica, biomassa ou cogeração qualificada, conforme regulamentação da ANEEL, e devem ser conectadas na rede de distribuição por meio de instalações de unidades consumidoras. Dentre as diversas fontes de geração renovável, acredita-se que a geração FV possui grande potencial de penetração devido à sua facilidade de instalação e ao tamanho dos painéis fotovoltaicos, mesmo que para sua instalação ainda seja necessário um investimento relativamente alto quando comparado a outros tipos de geradores (EPE, 2014).

O modelo de produção dos geradores FV em problemas de despacho econômico baseia-se nas características da radiação solar, pois a produção fotovoltaica é proporcional à radiação que incide nos painéis. As variações da radiação solar podem ser causadas primeiramente pelo movimento das nuvens, a formação de nuvens, e pela dissipação de nuvens, além de sofrer influência da posição geográfica dos painéis e da temperatura. Segundo Zhang *et al.* (2015), é importante que as métricas de previsão levem em consideração os tipos de erros que têm potencial maior para impactar a operação do sistema. Segundo esses autores as ferramentas de previsão da geração fotovoltaica podem ser classificadas em: 1) "melhoramentos da previsão uniforme", quando a rampa da radiação não é representada; 2) "melhorias na previsão da magnitude da rampa"; e 3) "previsão da rampa com modificações no limiar. Ainda segundo eles, a melhoria das técnicas de previsão da geração FV para diferentes escalas de tempo, permite o acesso

aos impactos provocados por esse recurso no custo operacional e na confiança da operação do sistema. Alguns exemplos de métricas estatísticas que permitem a análise de mudanças na precisão da previsão solar com rampa são a assimetria, curtose e entropia de *Renyi*. No modelo de despacho proposto nesta tese a variação da geração FV também é observada em diferentes escalas de tempo: (i) no problema de pré-despacho considera-se a resolução horária; e (ii) no problema de despacho considera-se a geração FV com resolução de quinze (15) minutos.

Outra abordagem interessante aprecia o erro de previsão de potência dos geradores fotovoltaicos que também depende do erro de medição de variáveis climáticas. Segundo Ressem and Reley (2012) a variável climática com a maior influência sobre a previsão da produção de potência de um gerador FV é a radiação. Convencionalmente, a potência aumenta com o aumento da radiação. A radiação média diária é unimodal, com assimetria que varia com a localização geográfica, em resposta à frequência relativa ao movimento das nuvens. Contudo, segundo os autores não há evidência empírica da relação entre a escala de tempo e o movimento das nuvens, contrariando Zhang *et al.* (2015). O que se sabe é que o cálculo da média da radiação pode diminuir a variação nos dados médios devido à remoção de valores extremos e às alterações na distribuição de potência que podem se propagar em outras medidas que são calculadas a partir da potência, como a energia.

Por sua vez, Ikeda e Ogimoto (2014) apresentam uma técnica para se chegar à distribuição de probabilidade do erro de previsão da geração FV. Segundo os autores, é esperado que a flutuação no curto prazo seja o principal componente do erro de previsão, porque a mesma não pode ser prevista. Os autores assumem que o menor limite do erro de previsão é idêntico às flutuações de curto-prazo. Quando a previsão da produção de geração fotovoltaica é realizada para diferentes locais e o número de lugares de previsão é pequeno, o erro de previsão para todo o sistema envolve a correlação cruzada entre os locais e, conseqüentemente, o erro se torna grande. Por outro lado, se o número de lugares para a previsão é grande, o erro de previsão de todo o sistema não envolve a correlação cruzada entre os locais e, conseqüentemente, o erro torna-se pequeno. Se considerarmos que em um futuro próximo sistemas FV instalados serão amplamente distribuídos em vários lugares, o erro de previsão de todo o sistema está previsto para estar entre esses dois casos extremos. O problema abordado na tese não considera a correlação cruzada entre geradores FV localizados em barras diferentes do sistema, por isso, não aborda-se técnicas de representação do erro de previsão espaço-temporais, que podem ser abordadas futuramente. Considera-se no modelo de pré-despacho desta tese que o erro de previsão é

relacionado à diferença entre o valor estimado para um dia à frente e o valor atual da produção FV.

Por outro lado, Surender Reddy, Bijwe e Abhyankar (2015) afirmam que a geração solar é menos estocástica, porém possui maior variação que a geração eólica. Os autores representam a geração fotovoltaica em escalas de tempo com resolução de 5 a 15 minutos, negligenciando a temperatura da célula. A função de produção, bastante similar à utilizada neste trabalho, considera a razão entre a radiação prevista ao quadrado e a radiação em um ambiente padrão. Posteriormente, multiplica-se essa razão por um certo ponto de radiação, que é constante para todos os valores de radiação previstos. Maiores detalhes sobre a técnica de previsão da radiação e do modelo de produção utilizados neste trabalho são apresentados no Capítulo 3.

De forma geral, representa-se a estocasticidade da produção solar FV através da radiação solar utilizando-se técnicas de geração de cenários como em (Mazidi *et al.*, 2014). Outro recurso modelado como aleatório neste trabalho é a carga do sistema. Pode-se dizer que mais que isso, modela-se o comportamento de diversos tipos de consumidores que podem estar presentes em um sistema de distribuição. Uma revisão bibliográfica sobre o tema é apresentada na sequência.

2.3.2. Modelos de Demanda - Carga não gerenciável

A demanda dos consumidores neste trabalho é classificada em dois grupos. O primeiro grupo refere-se à carga não controlável, isto é, não gerenciável. A carga controlável ou gerenciável que participa de programas de gerenciamento pelo lado da demanda ou programas de resposta da demanda é classificada em um segundo grupo.

Vários são os modelos de carga não gerenciável considerados na literatura. O modelo mais simples é aquele que considera a demanda constante. Essa categoria de carga pode ser chamada inelástica, porque não responde aos sinais de preço do sistema, nem participa de programas de gerenciamento da demanda (Zhang, Gatsis e Giannakis, 2013). Em (Papavasiliou e Oren, 2014) é apresentado um modelo de agendamento das unidades geradoras que tenta acessar os impactos da integração da energia renovável em larga escala. Neste trabalho a demanda não gerenciável, modelada como constante em cada intervalo de tempo, e a produção renovável são consideradas independentes no modelo de despacho proposto.

Em diversos trabalhos a aleatoriedade da demanda inelástica é modelada. Essa representação é bastante importante quando através de modelos estocásticos de DE tenta-se vislumbrar a influência da demanda estocástica no resultado do DE.

Uma descrição interessante dos possíveis modelos estocásticos da demanda não gerenciável é apresentada por Vicente, Caire e Hadjsaid (2012). Segundo os autores, a carga depende altamente das atividades humanas, e fatores temporais ao longo do dia, de uma semana ou de uma estação do ano podem influenciar no perfil da carga. Consequentemente, as cargas variam continuamente com alto grau de incerteza. Na modelagem probabilística, a incerteza da carga pode ser ajustada de acordo com funções densidade de probabilidade como a uniforme, a de Weibull, a normal, a lognormal e a beta. Embasados nessa teoria, os autores descrevem três modelos bastante utilizados na literatura. No primeiro modelo considera-se que a carga normal pode ser modelada por uma função simétrica em torno da média, desde que seja considerado o valor máximo da carga. De acordo com as propriedades da distribuição normal, as variações da carga ao redor da média possuem maior probabilidade de ocorrência. A carga inelástica também pode ser modelada através de uma distribuição triangular, uma simplificação da normal. O modelo triangular é obtido através da linearização dos limites mínimo e máximo da carga ao redor da média. Por sua vez, a representação da carga através de uma função densidade de probabilidade uniforme é a que apresenta menos informações em relação à variação da carga. No modelo uniforme basta definir o limite inferior e o limite superior da carga; dessa forma, a carga consumida entre o limite mínimo e máximo é igualmente provável. Apesar de ser o modelo mais simplificado de carga, segundo Caire e Hadjsaid (2012), o modelo uniforme apresenta-se suficientemente preciso para estudos de fluxo de potência.

Por sua vez, Xie *et al.* (2011) apresentam uma alternativa de representação da demanda inelástica estocástica. A demanda inelástica pode ser caracterizada através da soma de um termo referente à predição e um termo de ruído. Dependendo do horizonte de tempo a variância do ruído é diferente. A estratégia apresentada por Xie *et al.* é bastante interessante porque não fixa o valor da variância para diferentes intervalos de tempo.

Outra forma de se modelar a demanda inelástica é apresentada por Shiina (2012). O autor sugere a representação da incerteza da demanda através de uma árvore de cenários em um problema de programação estocástica para o agendamento das unidades geradoras em um sistema elétrico. Considera-se que a demanda em cada intervalo de tempo é representada através de uma variável aleatória positiva, maior ou igual a zero. A variável é definida em um espaço de probabilidade conhecido e tem uma distribuição discreta finita.

Cada realização da demanda é chamada cenário, e cada um desses cenários possui uma probabilidade de ocorrência.

A partir de uma análise geral de problemas estocásticos de despacho econômico observa-se que a função densidade de probabilidade (FDP) normal ou Gaussiana é bastante utilizada para modelar a aleatoriedade da demanda inelástica. Por exemplo, Wang, Gong e Jiang (2015) apresentam uma proposição de gerenciamento da emissão de carbono baseada no fluxo de potência probabilístico. Neste trabalho a carga não gerenciável é modelada através de uma FDP normal, com desvio padrão igual a 20% da média de cada carga. A representação da carga não gerenciável através de funções densidade de probabilidade normal também é adotada por Fathi e Bevrani (2013) que apresentam um modelo de gerenciamento da demanda formulado no contexto do despacho de potência entre fontes geradoras com o objetivo de minimizar custos operacionais.

Após a análise das possíveis formas de representação da demanda inelástica ou não gerenciável, adotou-se a função densidade de probabilidade Gaussiana. A utilização de árvores de cenários, também destaca-se entre os tipos de modelos de representação da estocasticidade da demanda. Contudo, a geração de cenários através de árvores não é explorada neste trabalho. Maiores detalhes sobre o modelo de carga não gerenciável adotado neste trabalho também são apresentados no Capítulo 3.

Ainda tratando-se da demanda, a outra importante classe explorada neste trabalho é a classe dos consumidores elásticos ou que permitem que parte de sua carga seja gerenciada pelo operador do sistema ou por um agregador. Uma breve contextualização sobre esse assunto é apresentada a seguir.

2.3.3 Modelos de Resposta da Demanda - As Preferências dos Consumidores

A representação eficiente do comportamento dos consumidores flexíveis é bastante importante em modelagens de DE. Mesmo que os programas de gerenciamento de carga tenham dificuldades regulatórias de implementação, esse tipo de abordagem permite vislumbrar a importância da participação dos consumidores no gerenciamento da operação do sistema.

De modo geral, o "gerenciamento pelo lado da demanda" (GLD) e a "resposta da demanda" (RD) são expressões que referem-se à participação de consumidores no gerenciamento da rede, no contexto dos atuais mercados de energia elétrica. Cappers, Goldman e Kathan (2010) definem a resposta da demanda como a modificação no perfil de uso da energia elétrica pelo consumidor final em relação ao seu perfil, em condições

normais, em resposta à mudanças de preço da energia elétrica ao longo do tempo, ou pelo pagamento de incentivos designados a induzir a diminuição do uso da energia elétrica em intervalos de tempo em que a energia elétrica possui um preço muito elevado, dependendo das condições de mercado, ou quando a segurança do sistema está em risco, dependendo das condições do sistema.

Dois conceitos relacionados são geralmente abordados quando se trata do gerenciamento pelo lado da demanda: a participação da demanda e o despacho da demanda. O primeiro refere-se às atividades de gerenciamento da demanda flexível que responde às condições do sistema e/ou a sinais específicos, como sinais de preço, tarifas dinâmicas ou a incentivos econômicos oferecidos pelo operador do sistema ou pela companhia de distribuição (SCPPA, 2011; PJM, 2012; Niknam *et al.*, 2011; Albadi e El-Saadany 2008). Por sua vez, o tradicional instituto dos Estados Unidos "Electric Power Research Institute (EPRI)", descreve a resposta da demanda como um meio para que a geração distribuída de eletricidade seja gerenciada durante os períodos críticos através do uso de sinais (EPRI, 2013). Por outro lado, o Despacho da Demanda (DD) envolve o despacho de cargas pelo operador, isto é, consumidores engajados em programas especiais oferecidos pelas companhias de eletricidade permitem que suas cargas sejam despachadas (Albadi e El-Saadany, 2008 e SCPPA, 2011). Em determinadas configurações do sistema, pode existir um agregador de demanda que gerencia tanto a demanda quanto a geração de energia de vários consumidores, permitindo a participação de pequenos consumidores neste tipo de programa (SCPPA, 2011). Esses programas geram novas oportunidades no mercado de eletricidade e aumentam a confiabilidade do sistema, como quando, por exemplo, permitem o controle dos níveis de pico da demanda de acordo com os limites de transmissão (Walawalkar *et al.* 2010).

Contudo, segundo Torriti *et al.* (2010) programas de RD não se popularizam com facilidade devido ao desconhecimento sobre a quantidade de energia que pode ser economizada através desses programas, além do alto custo estimado para as tecnologias envolvidas e para a infraestrutura necessária. Além disso, há o fato dos mecanismos de compensação para indústrias em programas de participação da demanda serem mais atraentes que para os consumidores de menor porte.

Uma importante contribuição é apresentada por Chen, Shi e Fu (2012). Os autores propõem um modelo de resposta da demanda para o tempo real, com base no preço da energia, para aplicações com carga residencial. Considerando a presença de medidores inteligentes, o gerenciamento é realizado on-line, automaticamente. O trabalho apresentado

por Chen, Shi e Fu (2012) ressalta que alguns equipamentos como a máquina de secar roupas, que tem pré-especificado o tempo total de operação, facilitam a modelagem das preferências de consumo de cada consumidor. Outros equipamentos como as máquinas de lavar louça e roupa, que possuem múltiplos tipos de modos de operação com diferentes níveis de potência, também facilitam esse processo. Seguindo essa linha de raciocínio, os autores, a partir da observação das características de determinados dispositivos comumente presentes nas residências de consumidores, tentam classificar os tipos de cargas residenciais: em interruptíveis e adiáveis, não interruptíveis e adiáveis, e não interruptíveis e não-adiáveis. Os dispositivos interruptíveis e adiáveis são aqueles cujo algum processo pode ser adiado, mas que depois que um processo é iniciado, esse não pode ser interrompido. Por sua vez, a classificação de não-interruptíveis e adiáveis é aplicável à dispositivos com processos semelhantes às máquinas de lavar roupa e louça. Por outro lado, dispositivos interruptíveis e não-adiáveis são aqueles com processos semelhantes à máquina de secar roupas. As operações são realizados de 5 em 5 minutos considerando as incertezas no tempo real dos preços da energia. Segundo os autores, o objetivo básico do programa de resposta da demanda é diminuir a conta de energia, isto é, diminuir custos com a compra de energia. Contudo, a maior parte dos consumidores são cativos e possuem tarifas de energia fixas, dessa forma, sem diferença de preços de energia eles não possuem incentivos para ajustar o consumo de energia de acordo com condições de preços melhores. Além disso, tarifas de tempo real podem aumentar o componente de risco financeiro para o consumidor final, comparado aos consumidores com tarifas fixas ou por tempo de uso (TOU). Comparando-se as tarifas de tempo real e a TOU, os consumidores não possuem informações suficientes para perceber o benefício dos programas de resposta da demanda. Ainda, considerando que pequenas incertezas podem introduzir consideráveis distorções na solução ótima, uma modelagem robusta do problema deve ser pensada para que a decisão de deslocar ou não seja de risco reduzido. O modelo de despacho da demanda da tese diferencia-se do modelo apresentado por Chen, Shi e Fu (2012), quando considera que os modelos dos consumidores são mais genéricos, isto é, modela-se as preferências desses consumidores de acordo com o perfil de carga total, não especificando modelos específicos de equipamentos eletrônicos. Entretanto, o modelo proposto na tese aproxima-se ao modelo abordado no artigo quando se compara o modelo das cargas flexíveis, que podem ser representadas por variáveis inteiras, que por sua vez representam processos conjugados. Além disso, o modelo proposto considera também as preferências dos consumidores flexíveis por certos intervalos de tempo.

Cappers, Goldman e Kathan (2010) apresentam informações contundentes da capacidade da demanda responsiva nos Estados Unidos. Segundo os autores, mesmo sendo crítico o acesso à capacidade dos consumidores que possam ter demanda responsiva, evidências empíricas são necessárias para estabelecer condições básicas de desenvolvimento de métodos padronizados para acessar a disponibilidade para construir políticas de mercado, sistemas operadores. O artigo apresentado afirma que a capacidade de carga responsiva que pode ser reduzida era de 5% em 2006 e cresceu para 5,8% em 2008. Ainda segundo os autores, o potencial de carga responsiva da maior parte das regiões do USA está entre 3 e 9% do pico da demanda de verão. Entre os consumidores de base, os consumidores residenciais representariam cerca de 6000 MW, enquanto os consumidores industriais representariam um montante de 14.800 MW. Os programas de resposta da demanda existentes podem ser classificados em três principais tipos: (i) Programa de Resposta da Demanda de Urgência (paga-se pela energia); (ii) Programa de Recursos de Casos especiais (paga-se pela capacidade e pelo valor que é despachado); e (iii) Programas de Resposta da Demanda para um dia à frente (os consumidores competem diretamente com os geradores). Outros três modelos de programas de incentivo são: (i) Demanda de tempo real; (ii) Preço de Tempo Real e (iii) Carga responsiva para um dia à frente. Os autores ainda destacam o grande crescimento desses programas de resposta da demanda até o ano de 2008. Ressalta-se também que programas de corte da demanda têm sido um dos programas mais atrativos nos USA pois esses têm uma estrutura bastante organizada passando segurança aos consumidores. Esses programas de redução de carga possuem procedimentos inteligentes de notificação dos consumidores, além de processos seguros de transmissão e processamento de dados. Nesta tese considera-se um modelo de programa de redução de carga. Este modelo assume que a carga redutível é o recurso mais caro do sistema e relaciona seu uso ao erro de previsão da geração FV.

O aumento da capacidade dos programas de resposta da demanda deve-se à eliminação de barreiras desnecessárias, que limitavam a participação da demanda responsiva de energia, capacidade e nos serviços ancilares do mercado através de consumidores e agregadores de carga, tanto no atacado quanto no varejo (Cappers, Goldman e Kathan, 2010). Os Estados Unidos eliminaram várias barreiras em 2005. No Brasil as barreiras regulamentares ainda não foram transpostas, contudo alguns consumidores participam de programas de gerenciamento pelo lado da demanda propostos por algumas concessionárias, como a Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG). Na CEMIG, o programa de gerenciamento pelo lado da demanda é denominado Modulação Dinâmica, que atua na classe industrial da transmissão, tarifada pela tarifa horo-sazonal

(THS). A Modulação Dinâmica é a alocação do horário de ponta de determinados consumidores de transmissão, acompanhando a variação sazonal do horário de ocorrência da ponta do Sistema Cemig. Em 1992, foi negociada a troca dos dias de consumo livre desses clientes, objetivando equalizar a demanda de ponta semanal. O programa está em vigor desde 1986, e atualmente, na área de atuação da Cemig, em Minas Gerais, há uma redução da demanda no horário de pico superior a 1.472 MW (dado de 2011), potência suficiente para atender uma cidade de 3,4 milhões de habitantes ou 70% da Região Metropolitana de Belo Horizonte. Essa é a potência somada que todos os consumidores de THS devem desligar, por contrato, no horário de ponta (Cemig, 2015). O programa de despacho da demanda modelado nesta tese equaliza a alocação da demanda de acordo com as preferências dos consumidores. Dessa forma, o modelo pode ser considerado como bastante flexível porque não realiza a alocação das cargas somente de acordo com as condições do sistema.

Na sequência são apresentadas algumas propostas interessantes que utilizam o gerenciamento pelo lado da demanda para a suavização dos impactos da penetração da geração renovável de alta variação e/ou estocasticidade, foco desta tese.

2.3.4 O gerenciamento da demanda como agente facilitador do gerenciamento de sistemas com presença de geração renovável

Além das reservas operacionais convencionais de um sistema elétrico de potência, a demanda também pode ser utilizada como recurso importante para suavizar possíveis impactos gerados pela presença de fontes de geração renováveis. As pesquisas acadêmicas e projetos pilotos que inspiram e embasam este trabalho em relação ao gerenciamento pelo lado da demanda em sistemas com presença de geração renovável são apresentadas nos próximos parágrafos.

Tendo como base um modelo de UC que considera a resposta da demanda para acessar os impactos da integração da geração eólica, Papavasiliou e Oren (2014) apresentam três protótipos de modelo de resposta da demanda. O primeiro paradigma refere-se ao controle centralizado da demanda, quando assume-se que o operador do sistema otimiza o despacho das cargas flexíveis e dos geradores. Esse modelo é importante para acessar os potenciais benefícios da demanda flexível. O segundo modelo assume que a oferta da demanda e o acoplamento da energia renovável podem ser definidos pelo operador. E, por último, o modelo de gerenciamento da demanda considera a dependência dos recursos de geração renováveis e da demanda por atribuição, através de um agregador. O processo de atribuição ou despacho da demanda é incorporado no modelo apresentado

no artigo com o objetivo de diminuir a necessidade por reservas de geração. Segundo os autores, os modelos estocásticos de agendamento de unidades geradoras podem ser utilizados para quantificar a necessidade de reservas bem como os impactos da integração da geração renovável aos custos operacionais. Contudo, segundo Papavasiliou e Oren (2014), a maior parte dos trabalhos publicados na literatura não considera os benefícios da resposta da demanda. Por sua vez, o modelo de gerenciamento da demanda desenvolvido nesta tese observa os erros de previsão da geração fotovoltaica, assumindo que o gerenciamento das cargas flexíveis pode ser realizado tanto pelo operador do sistema como também por um agregador de demanda. Esse gerenciamento é realizado através do despacho de cargas flexíveis que podem ser deslocadas ou reduzidas no horizonte de tempo. O processo de redução de carga está atrelado ao erro de previsão da geração fotovoltaica.

Projetos pilotos são importantes referências para o desenvolvimento de modelos de GLD e RD mais consistentes. No trabalho desenvolvido por Kiliccote *et al.* (2010) são utilizadas técnicas de resposta da demanda que permitem a suavização da variação intra-horária, promovendo a absorção do excesso de energia renovável durante períodos de excesso de geração. O foco da técnica é a rampa que ocorre durante a manhã e a noite. Os autores sugerem que ação da demanda flexível e o armazenamento de energia podem mitigar os efeitos da intermitência das fontes de geração renovável, como a solar FV e a eólica. O projeto piloto "Integrating Renewable Resources (IRR)" da CASIO, apresentado em Kiliccote *et al.* (2010), busca vislumbrar o potencial da resposta da demanda e a capacidade do armazenamento pelo lado da demanda de forma rentável para atender à carga e à rampa. Segundo os autores a demanda gerenciável pode suavizar os impactos da penetração de geradores intermitentes com um custo relativamente baixo. Com a previsão de se ter, até 2020, 33% de penetração de recursos renováveis a CASIO tem como principal desafio acomodar períodos de rampa rápidos e o aumento do erro de previsão. Para isso é necessário que o sistema possua recursos flexíveis como a demanda e outras unidades geradoras. Segundo os autores para facilitar a integração da geração renovável a demanda responsiva precisa estar disponível por mais horas durante o ano. Kiliccote *et al.* (2010) classificam as carga flexíveis em cargas rápidas, que possuem a facilidade de responder às notificações em minutos. Segundo os autores as cargas rápidas são necessárias para suavizar a variação intra-horárias dos recursos de geração eólico e fotovoltaico. Por sua vez, as cargas instantâneas conseguem responder em segundos às notificações de despacho, e as lentas devem ser despachadas um dia à frente. Ainda, segundo os autores, as cargas industriais, como armazéns frigoríficos, estações de tratamento e de

bombeamento de água para abastecimento de água municipal, possuem potencial de facilitar a integração da geração renovável pois possuem capacidade de redução e também de deslocamento. Os consumidores comerciais são os consumidores com maior capacidade de oferecer uma máxima redução possível de carga em relação ao preço desejado para realizar esse corte. Consumidores comerciais podem ser modelados a partir de uma restrição que determinaria que o valor agendado para redução de carga mais o valor agendado para a reserva tem que ser menor ou igual ao valor máximo flexibilizado com intuito de ser reduzido. A participação dos consumidores residenciais em programas de redução de carga, segundo os autores, justifica-se devido ao crescente aumento da demanda residencial nos sistemas. Consumidores residenciais podem ser modelados considerando que a redução de demanda agendada e a carga destinada à reserva devem obedecer a limites de redução. Além disso, pode-se considerar que esses consumidores podem reduzir ou deslocar sua demanda dentro de um determinado horizonte de tempo. As preferências desses consumidores podem ser modeladas através da determinação dos períodos de tempo inicial e final para deslocar a carga. Considera-se também uma restrição de energia, isto é, a carga flexibilizada total tem que ser deslocada no horizonte de tempo. Considerando que a geração FV possui maior capacidade de penetração em sistemas de distribuição de energia elétrica o modelo proposto na tese considera, além de consumidores que participam de programas de resposta da demanda, geradores com capacidade de resposta rápida. Considera-se também a agregação de cargas incluindo vários tipos de perfis. No caso do modelo proposto na tese, o operador do portfólio trabalharia na organização dessas cargas segundo suas características. Os consumidores são notificados um dia à frente e tem suas cargas despachadas no próximo dia, de acordo com a notificação. O despacho das cargas flexíveis pode ser ajustado na hora anterior em que se tem uma precisão maior do valor da produção da geração FV. Ainda em relação aos modelos de consumidores, pode-se dizer que uma das vantagens do modelo proposto na tese, além de considerar as restrições descritas anteriormente, é representar através de variáveis inteiras o valor a ser deslocado em cada intervalo, pois dessa forma desloca-se um processo industrial ou residencial. Além disso, as preferências dos consumidores são determinadas através da observação do perfil de consumo de cada um dos consumidores flexíveis, que podem ser comerciais, residenciais ou industriais. Considera-se também a agregação desses consumidores, potencializando a capacidade dos programas de resposta da demanda.

Dietrich *et al.* (2012) avaliam em seu artigo a eficiência de programas de resposta da demanda em sistemas isolados com alta penetração de geração eólica. Como a geração de

energia elétrica a partir do vento possui limitações técnicas e é intermitente, o autor utiliza o gerenciamento da demanda para obter o equilíbrio entre a geração e a demanda do sistema. O gerenciamento da demanda é realizado em duas etapas. Na primeira a demanda é despachada e na segunda etapa, espera-se a reação de cada consumidor à variação dos preços de acordo com sua elasticidade. Diferentemente de Dietrich *et al.* (2012), o modelo desenvolvido nesta tese não utiliza uma curva de elasticidade para modelar as particularidades de cada consumidor flexível. Assume-se que essas curvas podem ser utilizadas em representações mais genéricas da demanda de um sistema. Como o objetivo do modelo proposto na tese é representar de forma mais detalhada o comportamento do consumidor, tenta-se observar a variação de seu perfil de consumo.

Nesta mesma linha de trabalho, Zhang, Gatsis e Giannakis (2013) apresentam uma estratégia de agendamento dos geradores que considera os custos dos geradores distribuídos e os custos do gerenciamento da demanda. O modelo considera duas categorias de carga, as cargas inelásticas e as cargas elásticas ou gerenciáveis. As cargas elásticas são divididas em duas classes. Para a primeira classe, define-se um limite mínimo e outro máximo de consumo. O valor a ser despachado para estas cargas pode ser definido através de uma função crescente côncava, linear por partes ou suavemente quadrática. A segunda classe de cargas elásticas representa as cargas cujo valor a ser consumido no horizonte de tempo é definido através de restrições de energia. Esse tipo de restrição é abordado em detalhes nessa tese com intuito de representar dois perfis diferentes, mas igualmente importantes, de consumidores. O primeiro tipo refere-se aos consumidores flexíveis, porém mais conservadores, isto é, consumidores que permitem que a sua carga seja deslocada mas conservam o montante de energia que deve ser consumida no horizonte de tempo. O outro perfil é formado por consumidores menos conservadores, que além de permitirem que sua carga seja deslocada no horizonte de tempo permitem que a energia consumida total seja reduzida, desde que alguns limites sejam obedecidos.

Watson (2013) também apresenta um modelo de UC e despacho que considera o potencial da demanda flexível automática. O modelo tenta vislumbrar a contribuição das cargas automáticas flexíveis na mitigação do impacto da penetração da geração renovável intermitente no balanço de energia em sistemas elétricos de potência. Segundo Watson (2013), as cargas automáticas que participam de programas de resposta da demanda são cargas elétricas que respondem remotamente ao controle gerado ou a sinais de preço sem a necessidade de um operador humano para ativar ou ajustar o equipamento. Segundo a publicação, atualmente a capacidade de utilização de cargas automatizadas na Califórnia seria de 0,18 a 0,90 GW. Além do custo de instalação de cerca de 10% do custo de

instalação de sistemas de armazenamento a baterias, as cargas automáticas responsivas seriam mais amigáveis que a utilização de geradores à base fóssil. As cargas automáticas modeladas neste trabalho podem ser reduzidas por períodos de 20 minutos até duas horas, com período de rampa de 15 minutos, e podem ser caracterizadas como dispositivos eletrônicos de aquecimento e lâmpadas. Cargas flexíveis residenciais não são inclusas no estudo. Segundo o autor, para o atendimento de serviços no domínio do tempo, a utilização desse tipo de carga deve ser conjugado com outros produtos como geradores térmicos, baterias, outro tipo de carga gerenciável e armazenamento de energia. Estudos realizados na Califórnia concluem que cerca de 3000 a 5000 MW seriam necessários para serviços de regulação (balanço de energia e serviços de rampa) principalmente para fontes rápidas como a hidroelétrica e turbinas de combustíveis) para 33% de penetração de geração renovável intermitente.

Mazidi *et al.* (2014) propõem um modelo de despacho estocástico em dois estágios, considerando o erro de previsão de produção da geração eólica e fotovoltaica. Nesse modelo a reserva requerida pelo sistema, necessária para compensar o erro de previsão, é provida por cargas que participam de programas de resposta da demanda e geradores distribuídos. Define-se um modelo específico para cada tipo de consumidor, o residencial, comercial e industrial. Os consumidores industriais são, em geral, caracterizados por possuírem cargas pesadas e maiores que os consumidores residenciais e comerciais. O modelo de resposta da demanda dos consumidores industriais considera que para cada hora, a soma da redução de energia e a reserva proveniente para cada carga industrial não pode ser maior que o limite máximo de redução oferecido. Dessa forma, a redução de carga não agendada para cada consumidor industrial pode ser agendada como reserva. Cada linha de produção possui preços distintos. Por sua vez, a carga dos consumidores comerciais, que possuem maior flexibilidade que os residenciais, e dos consumidores residenciais pode ser cortada ou deslocada pelos gerenciadores dos programas de RD. A reserva proveniente de cada consumidor deve obedecer uma restrição que determina que a soma da redução de carga total agendada mais o valor da reserva agendada tem que ser menor que o limite máximo de redução. O custo da reserva é igual à reserva agendada vezes o custo de se reservar uma carga para corte de energia. Em relação ao modelo considerado na tese, o custo da utilização da redução de carga é estabelecido através de uma relação do valor do custo de produção do gerador de referência do sistema teste. Além disso, não se faz um agendamento extra de carga a ser reduzida, isto é, os valores que podem ser reduzidos são pré-agendados no pré-despacho e a concessionária deve obedecer a esses limites. Além disso, o modelo considera a agregação de consumidores

com intuito de potencializar a capacidade de benefícios que esses consumidores e o sistema podem ter com o gerenciamento da demanda.

Zhong *et al.* (2015) também propõem a utilização da resposta da demanda para ajudar a manter o balanço de energia em sistemas com um nível considerável de penetração renovável com características intermitentes. Segundo os autores, a utilização de programas de gerenciamento da demanda pode evitar o investimento em geração de reserva. Para observar o potencial da demanda flexível, uma nova metodologia é proposta para promover a integração entre o despacho da geração e a carga. Zhong *et al.* (2015) propõem um modelo de gerenciamento da demanda no qual os consumidores são modelados de duas formas: alguns podem ter suas cargas alocadas no horizonte de tempo considerado e outros são modelados através de um modelo de comutação. Além disso, o nível mínimo de consumo de energia diário, níveis mínimos e máximos de carga por hora e também limites de rampa dos níveis de carga podem ser modelados. Segundo os autores, os custos referentes aos consumidores flexíveis são pagos pelos consumidores não flexíveis. As matrizes de elasticidade própria e cruzada são utilizadas para modelar o comportamento de consumidores flexíveis. A elasticidade pode ser facilmente utilizada para refletir as respostas destes consumidores em relação às mudanças de preço. Cada consumidor pode ter uma resposta diferente a um mesmo sinal de preço e, por isso, o operador do sistema não pode prever com certeza as respostas desses consumidores à frente do intervalo de operação. Além disso, a curva de elasticidade da demanda é difícil de ser obtida e variações de preço no tempo real são mais frequentes e aumentam a volatilidade do preço da energia. Segundo os autores, devido à isso, características mais detalhadas dos perfis de consumidores elásticos não são usualmente explicitadas. No modelo proposto no artigo as características de cada consumidor são consideradas através do perfil de carga de cada um deles. Os autores ressaltam que o conceito de ajuste de custo é expresso no modelo por considerar a tendência dos consumidores em mudar seus modos de consumo. Segundo os autores, o deslocamento da demanda é mais aceitável por consumidores industriais que o corte de carga. O despacho integrado da demanda e da geração é realizado em conjunto e pode melhorar a eficiência da geração e também promover a integração sem grandes impactos no sistema de fontes renováveis. Ainda segundo eles, se a tarifa por tempo de uso é ineficiente para incentivar o deslocamento da carga para intervalos fora do período de pico da demanda, pode-se criar um mercado de deslocamento de carga, chamado de mecanismo de ajuste de custo, estimulando o deslocamento da carga flexível. O mecanismo de ajuste de custo para o consumidor industrial flexível é similar ao custo de partida de geradores térmicos. A curva de ajustes de custo ajuda a modelar o desejo do consumidor

de modificar seus modos de consumo. O modelo de Zhong *et al.* (2015) considera somente o modelo de consumidores industriais. Contudo, destaca-se que como o contexto da tese é a inserção da geração fotovoltaica em sistemas de distribuição, é importantíssimo a modelagem do consumidor residencial. O modelo dos consumidores flexíveis também é constituído por uma restrição de energia onde definem-se os limites da energia que deve ser consumida diariamente (restrição de consumo mínimo), sendo bastante similar ao modelo apresentado neste trabalho. Nesta tese, o modelo de consumidores que participam de programas de resposta da demanda são representados através de variáveis estocásticas, na tentativa de se conseguir que o perfil de consumo reflita as preferências desses consumidores, observando um certo grau de incerteza.

De modo geral observa-se que o modelo desenvolvido nesta tese possui várias características em comum com os modelos de gerenciamento de cargas flexíveis apresentados na literatura. Destacam-se, dentre essas características: (i) a utilização de restrições de energia, que acoplam os intervalos do horizonte de otimização; (ii) a representação do deslocamento de montantes de carga correspondentes a processos e (iii) a consideração de capacidade de resposta rápida aos sinais enviados pelo operador do sistema, propriedade típica de cargas flexíveis automáticas.

2.3.5 Técnicas de Geração e Redução de Cenários

A geração de cenários é a técnica escolhida neste trabalho para representar a aleatoriedade da geração fotovoltaica. Como descrito anteriormente, sabe-se que a produção fotovoltaica é proporcional ao nível de radiação solar que incide nos painéis fotovoltaicos. Por outro lado, observa-se que a radiação tem comportamento intermitente e de grande variação.

Várias são as técnicas de geração de cenários apresentadas na literatura. Essa seção foca-se na apresentação das metodologias utilizadas para representar recursos renováveis, mais especificamente os recursos eólicos e solar.

Bessa *et al.* (2012) apresentam um modelo de gerenciamento de geradores, que considera um sistema com elevada penetração da geração eólica, tendo em vista a determinação das margens da reserva de operação. Nesse trabalho os autores apresentam uma interessante discussão sobre as técnicas que podem ser utilizadas para representar a geração eólica. Geralmente, essas técnicas consideram a previsão para a próxima hora ou para um dia à frente. Entre os métodos estatísticos mais utilizados são citados pelos autores a regressão quantílica "*splines*", que consiste em uma regressão quantílica linear com

funções base formuladas como "*B-splines*" cúbicas; técnicas de re-amostragem adaptadas, que usam inferência *fuzzy*, e re-amostragem para determinar as distribuições dos erros de previsão associados com a potência de saída prevista. Outros modelos bastante utilizados no meio acadêmico são os conjuntos meteorológicos e campos espaciais com informações de previsão eólica para múltiplos pontos. A tendência dos algoritmos de previsão é desenvolver métodos capazes de se adaptarem às modificações dos dados, como o algoritmo modelo de regressão quantílica adaptativo no tempo. Dessa forma, segundo os autores, um bom algoritmo de previsão de incertezas da geração eólica é um algoritmo com as seguintes características: alta flexibilidade para representar as incertezas da geração eólica; características adaptativas no tempo; capacidade de evitar passos que computam apenas os pontos de previsão, pois é importante computar os pontos de previsão e de incertezas juntos.

Por sua vez, Yuan *et al.* (2014) apresentam um modelo estocástico de despacho econômico dinâmico, que considera a integração de geração eólica. Para gerar resultados de previsão de boa qualidade os autores utilizam uma técnica que combina cadeias de Markov com um método de análise de cenários. Nessa metodologia um grande montante de cenários são gerados. Cada cenário possui uma probabilidade e contém vários números de velocidade de vento que se relacionam entre si no tempo.

Com o objetivo de representar a variação sub-horária da geração eólica, Wang *et al.* (2013) utilizam técnicas de geração de cenários para representar as características estocásticas da geração eólica em escalas sub-horárias de 10 minutos. Para gerar os cenários utiliza-se o estimador quantil-cópula baseado na previsão da função densidade de probabilidade de Kernel. Segundo Wang *et al.* (2013), essa metodologia gera com qualidade cenários horários e sub-horários. O modelo de despacho proposto nesta tese também considera a geração de cenários de radiação horários e sub-horários.

Zhou e Botterud (2014) propõem uma formulação estocástica de UC para a determinação da reserva necessária para o sistema considerando, além da representação das incertezas da carga e da geração, a representação das incertezas da geração eólica. A incerteza na geração eólica é estimada através de funções densidade de probabilidade. O modelo utilizado no artigo é o quantil-cópula kernel. A incerteza é representada por um conjunto de quantis derivados da função de probabilidade estimada. A distribuição marginal de geração é desenvolvida através da convolução das distribuições das fontes de incerteza consideradas.

Por sua vez, Zakariazadeh, Jadid e Siano (2014) apresentam um modelo estocástico de UC para programar a energia e a reserva de um sistema de distribuição inteligente com alta penetração de geração eólica. Os autores utilizam a técnica de amostragem Hipercubo Latino (HL). Nessa metodologia a distribuição da variável aleatória é dividida em dois intervalos de igual probabilidade, e um estado é selecionado aleatoriamente dentro de cada intervalo. Essa técnica de geração de cenários é utilizada para amostrar cenários de velocidade de vento para um dia à frente.

Outra metodologia de geração de cenários de energia renovável híbrida é apresentada por Osorio *et al.* (2015). Neste trabalho os autores apresentam uma nova metodologia de UC para sistemas com significativa penetração de geração renovável baseada na geração/redução de cenários combinado com um método chamado lista prioritária. A metodologia de geração de cenários apresentada baseia-se na combinação da técnica de amostragem HL com decomposição de Cholesky. De maneira geral, a FDP conjunta da geração da potência eólica é modelada como uma FDP Gaussiana, assumindo que os valores estimados correspondem aos valores médios, enquanto que o desvio padrão depende do erro de previsão. Em seguida, as correlações indesejadas são reduzidas pelas médias do método de decomposição de Cholesky. O erro de previsão é determinado através de distribuições empíricas. Por fim, os cenários são gerados através da transformação inversa da função densidade de probabilidade conjunta que é assumida como uma distribuição Gaussiana multivariada.

Mazidi *et al.* (2014) também apresentam uma proposta de representação da velocidade do vento e da radiação solar. Nessa proposta, os erros de previsão da velocidade do vento e da radiação solar são modeladas a partir de funções de probabilidade e posteriormente, através da técnica de amostragem HL para gerar cenários.

Por outro lado, Pinson *et al.* (2009) apresentam uma técnica de geração de cenários para geração eólica no curto-prazo que considera a interdependência estrutural da predição de erros e distribuições preditivas da produção de potência eólica. O método é baseado na conversão de séries de previsão de erros em variáveis aleatórias Gaussianas multivariadas. Para isso, a interdependência estrutural dos erros de previsão ao longo do conjunto de horizontes de previsão é observada. Os erros de previsão podem ser representados por uma FDP Gaussiana através da aplicação de uma transformação. A interdependência estrutural da transformada dos erros de previsão pode ser resumida em uma única matriz de covariância. No longo prazo, variações da estrutura de interdependência dos erros de previsão podem ser monitoradas por uma estimação recursiva da matriz de covariância.

Outra metodologia que baseia-se na representação do erro de previsão com a utilização de um histórico de dados de medição e previsão é apresentada por Ma, Sun, e Fang (2013). A metodologia aplicada pelos autores visa a geração de cenários de potência eólica que contenham informações da distribuição do erro de previsão e da distribuição de flutuação para o curto prazo. No método apresentado pelos autores a distribuição do erro é determinada através de distribuições empíricas do conjunto de classes dos dados de previsão. Da mesma forma que a metodologia anterior, utiliza-se uma distribuição Gaussiana multivariada para amostrar os cenários. A principal vantagem dessa técnica é representar a variação da potência eólica e a incerteza de previsão.

As técnicas de geração de cenários são importantes e estão sendo cada vez mais aceitas na comunidade acadêmica. Observa-se duas linhas de pesquisa para a geração de cenários de geração renovável. A primeira linha aponta para a utilização da técnica HL como metodologia bastante promissora. Segundo os autores que trabalham nessa linha de pesquisa, essa é uma técnica de amostragem mais eficiente e rápida quando comparada ao método de amostragem de Monte Carlo (Pinson *et al.*, 2009). A outra linha de pesquisa foca-se no estudo da representação do erro de previsão da geração, ou dos parâmetros com características intermitentes, como a velocidade do vento e a radiação solar. As técnicas que baseiam-se na utilização da matriz de covariância representam a relação intertemporal do parâmetro estocástico, o que influencia diretamente nos valores de reserva requerida em sistemas com elevada penetração de geração renovável (Ma, Sun, e Fang, 2013; Pinson *et al.*, 2009).

As técnicas utilizadas para a geração de cenários são desenvolvidas, em suma, com o objetivo de representar, da forma mais fiel possível, o comportamento de processos estocásticos. Contudo o número de cenários necessários para representar fielmente um processo estocástico pode tornar o problema intratável, com um alto tempo de execução. Dessa forma, técnicas de redução de cenários são utilizadas para sanar esse problema e facilitar a análise de problemas estocásticos. Na literatura, observa-se que as técnicas de redução de cenários "*backward*", "*forward*" e suas variantes são bastante utilizadas. As duas técnicas tentam minimizar a distância de Kantorovich entre o conjunto de cenários original e o conjunto reduzido de cenários (Zakariazadeh, Jadid e Siano, 2014). A técnica de redução "*backward*" reduz iterativamente o número de cenários baseando-se na distância de Kantorovich, uma distância paramétrica entre os cenários gerados, onde os cenários semelhantes são eliminados. Por sua vez, a técnica "*forward*" seleciona um cenário do conjunto original de cenários que será acrescentado ao conjunto de cenários reduzidos, considerando também a distância de Kantorovich, observa-se quão diferentes, ou distintos

esses cenários são um do outro. Ma *et al.* (2013); Zakariazadeh, Jadid e Siano (2014) utilizam a técnica "*backward*" para realizar a redução de cenários. Por sua vez, Chen *et al.* (2012) utilizam uma combinação desses dois métodos.

Outras técnicas também são aplicadas na redução de cenários, como a apresentada em Mazidi *et al.* (2014) e Osório *et al.* (2014). Eles utilizam o algoritmo de clusterização de k-médias, que baseia-se no arranjo dos cenários originais em clusters de acordo com sua similaridade, cujo centróide de cada cluster é definido como a média dos valores presentes no cluster.

Em relação à técnica de redução de cenários, observa-se que as técnicas "*backward*" e "*forward*" são bastante aplicadas. Por ser de fácil implementação e ter apresentado resultados satisfatórios em vários artigos da área como em (Ma, Sun e Fang, 2013; Zakariazadeh, Jadid e Siano, 2014; e Ji *et al.* 2014) a técnica "*backward*" de redução de cenários utilizada nesta tese.

2.4. Técnicas de Solução de Problemas de Despacho Econômico Estocástico

Após a definição das características do problema de DEE é preciso definir a técnica de otimização que deve ser aplicada para resolver este problema. São apresentadas nesta seção técnicas aplicadas na solução de problemas estocásticos com o mesmo perfil do problema proposto nesta tese.

Várias são as técnicas de otimização que podem ser aplicadas na solução de problemas estocásticos. Uma das primeiras técnicas utilizadas na solução deste tipo de problema é o Método de Simulação de Monte Carlo (MSMC). Segundo Dimitrovski e Ackovski (1996), quando não há soluções analíticas factíveis para o DEE, a metodologia mais interessante a ser aplicada é o MSMC. Contudo, em busca de um tempo computacional menor e de eficiência semelhante, outras metodologias são atualmente aplicadas, como o Método de Estimação por Pontos (MEP), algoritmos evolucionários e meta-heurísticas.

Hutterer *et al.* (2013) aplicam um algoritmo genético ao problema de Fluxo de Potência Ótimo Probabilístico Dinâmico (FPOP Dinâmico). O objetivo é obter através do algoritmo genético formas flexíveis de controle do fluxo de potência que tem como objetivo promover um controle rápido e robusto em um tempo de execução hábil. As formas de controle flexíveis das variáveis aleatórias são modeladas externamente ao processo de otimização. Isto proporciona ações de controle quase ideais, e integra as incertezas das variáveis ao processo de otimização de maneira eficiente.

Por sua vez, Baziar e Kavousi-Fard (2013) aplicam o MEP a um problema de FPOP que considera as incertezas no gerenciamento ótimo da energia em microrredes, incluindo diferentes fontes de geração renovável, como a fotovoltaica e a eólica. A viabilidade e desempenho satisfatório do método proposto é validado em uma microrrede. Niknam *et al.* (2012) também propõem a utilização do MEP para solucionar o problema DEE que considera as incertezas na demanda, nos preços de mercado e na disponibilidade das unidades geradoras eólicas e fotovoltaicas. O MEP é uma técnica bastante utilizada na literatura, contudo, essa técnica possui algumas limitações em relação ao número de parâmetros estocásticos considerados no problema de otimização que aumenta demasiadamente o custo computacional do processo de otimização.

Outra importante pesquisa desenvolvida por Wang *et al.* (2013) modela as incertezas do sistema através da resposta da demanda. O artigo propõe o estudo do UC considerando que a representação da resposta da demanda é realizada através de cenários. Neste trabalho, em uma primeira fase o MSMC é aplicado para gerar os cenários de resposta da demanda. Posteriormente, o método "Sample average approximation (SAA)" é utilizado para solucionar o problema. Segundo Pagnoncelli, Ahmed e Shapiro (2009), a técnica SAA possui a capacidade de gerar boas soluções candidatas quando aplicada na solução de problemas de otimização restritos. Contudo, a técnica de otimização pode apresentar problemas de convergência se os valores de seus parâmetros não forem definidos de acordo com o tipo de problema tratado.

Hernández *et al.* (2013) sugerem uma técnica de análise que correlaciona todas as incertezas dos dados de entrada. Considera-se como fonte de geração distribuída a fotovoltaica. O artigo aborda uma técnica que envolve o fluxo de carga radial probabilístico baseado em um método cumulativo, reconstruindo a solução através da expansão de Cornish-Fisher. A precisão do método é atestada através do MSMC. Entretanto, a técnica apresentada pelos autores não foi avaliada em problemas de otimização com longos horizonte de tempo.

Wang *et al.* (2011) apresentam o problema de UC estocástico de unidades geradoras de energia que considera a natureza estocástica da energia eólica. O autor utiliza otimização estocástica para solucionar o problema de otimização e decomposição de Benders para diminuir a escala da programação inteira mista.

Os algoritmos evolucionários também são bastante aplicados na solução deste DEE. Em Li *et al.* (2010) o algoritmo evolucionário Paired-Bacteria é aplicado a um DEE. A aplicabilidade do algoritmo ao problema de diminuição de custo e controle da tensão é

avaliada através da comparação dos resultados obtidos por um PSO, um algoritmo genético e o "*Evolutionary Programming Made Faster*" (FEP). Segundo Li *et al.* (2010) a similaridade dos resultados atesta a confiabilidade e eficiência do algoritmo Paired-Bacteria. Contudo, comparar meta-heurísticas entre si não atesta a confiabilidade e a eficiência de uma técnica, pois mesmo que as soluções geradas pelas técnicas sejam similares elas podem estar distantes da solução global do problema de otimização.

O algoritmo evolucionário de evolução diferencial (ED) é utilizado por Yan e Li (2010) em versão adaptada e melhorada para solucionar o FPOP, no qual as incertezas da demanda são modeladas. Os autores apresentam uma versão do algoritmo de ED com controle de variáveis produzido pelo MSMC. Segundo o autor, os resultados demonstram a eficácia e robustez do método, porém o algoritmo ED é aplicado somente ao sistema teste IEEE-30 barras, e nenhuma análise mais aprofundada é apresentada para atestar a robustez do método e a qualidade das soluções.

Wang e Singh (2008) simulam o DE ambiental. O problema é modelado a partir de uma função multi-objetivo e é tratado como um problema estocástico. A carga e os custos de produção são modelados como variáveis aleatórias. Aplica-se um algoritmo evolucionário PSO modificado através de processos que aumentam a diversidade da população durante o processo de otimização. Coath, Al-Dabbagh e Halgamuge (2004) também utilizam um algoritmo evolucionário PSO para resolver o problema do controle da potência e tensão em sistemas elétricos de potência, considerando-se a presença de geração eólica. Segundo o autor o desempenho do algoritmo é considerado satisfatório neste tipo de aplicação. Nesta última publicação o algoritmo PSO é adaptado para solucionar um problema de programação inteira mista, contudo há de se considerar que uma análise mais aprofundada deste tipo de aplicação desse realizada para atestar a eficiência deste tipo de algoritmo na solução deste tipo de problema.

A meta-heurística GRASP é aplicada por Viana, Sousa e Matos (2003) para solucionar o problema de UC. Segundo os autores a complexidade do problema e a ineficiência dos métodos determinísticos para solucionar problemas realistas motiva a aplicação da metodologia. Outras meta-heurísticas aplicadas na solução deste tipo de problema, como a Simulated Annealing, Tabu Search e Programação Evolucionária, e segundo os autores apresentam resultados satisfatórios.

A aplicação dos algoritmos apresentados neste tópico na solução do problema de DEE apresenta resultados satisfatórios de acordo com os trabalhos publicados na literatura. Contudo, a aplicação de determinado algoritmo depende das características específicas da

modelagem do problema. Em linhas gerais, a modelagem proposta de DEE caracteriza-se por ser um problema de programação inteira mista, não linear, com função objetivo que pode ser multimodal e apresentar descontinuidades. Tendo como base essas características, em um primeiro momento investigou-se a aplicabilidade dos algoritmos evolucionários, mais especificamente uma adaptação do PSO e do algoritmo ED. Contudo, esses algoritmos foram desenvolvidos especificamente para a otimização de problemas modelados por variáveis contínuas. Além dessa limitação, a aplicação da versão básica desses algoritmos em problemas realistas, que possuem grande número de variáveis, também pode comprometer a qualidade da solução. A partir desse momento, a pesquisa foca no estudo de uma meta-heurística para resolver, principalmente, o problema da programação inteira-mista. Decidiu-se então pela utilização da meta-heurística GRASP, cuja adaptabilidade destaca-se como sua principal característica. Essa meta-heurística permite que importantes características do problema modelado sejam levadas em consideração no processo de construção da solução, permitindo que um processo de aprendizagem seja desenvolvido, possibilitando a criação de soluções interessantes ao problema. Nesta abordagem, o algoritmo de ED é utilizado em conjunto com o GRASP devido às características da função objetivo do DEE proposto. Detalhes sobre a implementação da meta-heurística híbrida GRASP-ED são apresentados no Capítulo 4.

2.5. Técnicas de Classificação de Soluções

Um dos objetivos deste trabalho é sugerir critérios que possam auxiliar o operador do sistema no processo de decisão do ponto operacional mais adequado para o sistema mediante as incertezas das fontes renováveis de geração e da demanda. Considera-se que esse ponto operacional deve ser extraído de um conjunto de soluções oriundas do modelo de DEE proposto nesta tese. Os trabalhos que embasaram teoricamente a determinação desse critério são apresentados a seguir.

Carrano *et al.* (2007) realizam uma análise de dominância com objetivo de comparar soluções de um problema multi-objetivo, e determinar não somente a melhor solução, mas um conjunto de sub-ótimos para cenários mais prováveis. Ao contrário de vários artigos da área, a análise é realizada a partir não somente do pior cenário, mas a partir de um conjunto de cenários com maior probabilidade de ocorrência. Segundo os autores, a solução para o cenário médio, às vezes, é mais sensível que outras soluções para outras variações, mas pode não ser a solução final que deve ser escolhida. No trabalho em questão pretende-se definir um conjunto de possíveis soluções que atendam a determinados requisitos, mas que representem um ponto operacional do sistema. Esse ponto operacional deve ter um bom

comportamento para cenários mais prováveis e suas variações. Todas as soluções candidatas para todos os cenários são avaliadas, com o intuito de determinar um subconjunto de soluções eficientes, de acordo com quatro funções de mérito pré-estabelecidas: custo, taxa de infactibilidade das soluções, custo médio para os cenários factíveis, e média do custo da falta para cenários onde essas soluções são infactíveis.

Outra métrica que pode ser utilizada para a classificação das possíveis soluções de um problema estocástico é a teoria do Valor Condicionado ao Risco (CVaR). Bastante utilizado por economistas na análise de risco de portfólios, pode ser também empregado na análise de sistemas elétricos de potência com diversos tipos de aplicações. Para facilitar o entendimento do CVaR passemos a definição do VaR. Segundo Jabr *et al.* (2005) o VaR é uma ferramenta de acesso ao risco bastante utilizada em instituições financeiras para mensurar a perda ocasional esperada dado um portfólio para um determinado tempo indicado. Ele faz uma estimativa de quanto, para uma dada probabilidade de ocorrência, do montante que a companhia pode perder diante das flutuações de preços marginais. Dessa forma, o CVaR é definido por Palmquist *et al.* (1999) como a média do excesso de perda excedida do VaR. Baixos valores de CVaR indicam baixos valores de VaR. Segundo Rockafellar e Uryasev (2000) o CVaR é uma medida mais consistente que o VaR, e pode ser definido, considerando um determinado nível de confiança, como o valor esperado condicional das perdas de um portfólio, dado que as perdas a serem contabilizadas são as maiores ou iguais ao VaR.

Nesta mesma linha de pesquisa, Jabr *et al.* propõem a utilização do CVaR como base de um modelo de UC robusto. O modelo proposto explicita o "*tradeoff*", um compromisso entre risco e recompensa. Segundo os autores é conhecido da teoria de otimização de portfólios que o gerenciamento do risco pode ser realizado efetivamente utilizando ferramentas como o VaR e o CVaR. Dessa forma, propõe-se a utilização do CVaR como parâmetro de ordenação das soluções encontradas através do processo de otimização do modelo proposto de DEE, estabelecendo um "*tradeoff*", um compromisso entre o custo operacional e a flexibilidade do sistema para atender diferentes cenários de geração fotovoltaica e da carga. Além disso, diferentemente do modelo proposto neste artigo que considera o agendamento das unidades geradoras em apenas um intervalo de tempo, o modelo proposto na tese considera o horizonte de tempo de 24 horas. Detalhes do modelo são apresentados no Capítulo 3.

2.6. Considerações Finais

No decorrer deste capítulo foram apresentados conceitos e pesquisas sobre a modelagem e técnicas de solução do DE destinado a sistemas com presença de geração renovável. Observa-se que a maior parte dos trabalhos investiga estratégias de gerenciamento dos recursos/reservas com objetivo de mitigar os impactos que a variação e a incerteza da previsão das fontes de geração renovável impõem ao sistema. Em outras palavras, estratégias de gerenciamento da operação de sistemas com presença de geração renovável visam o gerenciamento de recursos flexíveis como recursos de geração e demanda presentes no sistema. Dentre as formas de modelagem das variáveis estocásticas destacam-se a modelagem através de funções densidade de probabilidade, e recentemente, com maior destaque, as técnicas de geração de cenários, como a MC e LH. Em relação às técnicas utilizadas para solucionar problemas de DEE destacam-se técnicas utilizadas, mais especificamente, pelos problemas modelados em dois estágios, como a decomposição de Benders e a SAA. Destacam-se também as meta-heurísticas, algoritmos evolucionários e o MSMC.

Neste contexto, a pretensão dessa tese é apresentar um modelo de despacho para sistemas de menor porte, ou microrredes com a presença de geração renovável. O modelo proposto agrega modelos conhecidos na literatura, adaptando-os de forma a gerenciar da maneira mais simples possível os erros de previsão de recursos de geração renovável, mais especificamente a geração solar FV.

O próximo capítulo apresenta de maneira minuciosa o modelo de DEE proposto, onde o gerenciamento dos recursos flexíveis é realizado de maneira simples e eficiente. Considera-se que a representação da estocasticidade de alguns recursos implica na utilização mais eficiente das fontes de geração distribuídas, das cargas controláveis ou gerenciáveis, além de permitir que o operador do sistema identifique o modo como as incertezas e impactos relacionados afetam o sistema.

CAPÍTULO 3

FORMULAÇÃO DO DESPACHO ECONÔMICO ESTOCÁSTICO COM REPRESENTAÇÃO DA DEMANDA NA PRESENÇA DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA

"Há duas coisas diferentes: saber e crer que se sabe. A ciência consiste em saber; em crer que sabe está a ignorância."

(Hipócrates)

3.1. Introdução - Visão geral do modelo de despacho proposto

O objetivo desse capítulo é apresentar a formulação matemática do despacho econômico estocástico proposto nesta tese. O modelo consiste na determinação de uma solução que consiga acomodar a estocasticidade e a variação impostas a um sistema de pequeno porte pela presença de geração FV. Considera-se um sistema termoeletrico, sem armazenamento de energia. Nesta modelagem os geradores síncronos que podem ser apreciados através do modelo de pequenas centrais elétricas e veículos elétricos são desconsiderados, mas podem ser inclusos como recursos adicionais ao sistema e terem suas características estocásticas exploradas. O modelo de despacho proposto constitui-se de três etapas. Primeiramente realiza-se o pré-despacho para um dia à frente. Na primeira etapa define-se o pré-despacho do sistema observando-se a flexibilidade necessária para mitigar os impactos da presença da geração FV. Objetiva-se, então, a disponibilização de recursos flexíveis presentes no sistema, permitindo ao operador definir estratégias de despacho com custo e benefício equilibrados. Em uma segunda fase, obtém-se um conjunto ordenado de soluções oriundas do pré-despacho. Por último, define-se um modelo de despacho que considera a imprevisibilidade da geração FV para uma hora à frente, com resolução de quinze minutos. A formulação estocástica do problema de pré-despacho visa às soluções adequadas, isto é, com maior capacidade de mitigar os impactos de diferentes níveis de incerteza da geração FV e da demanda conectados ao sistema elétrico. Também destaca-se nessa estratégia a forma de utilização de informações disponíveis ao operador do sistema, como o histórico de dados de previsão e medição da geração FV e dados sobre o perfil de consumo. O modelo dos recursos ou agentes presentes no sistema tem como objetivo representar as características que impactam diretamente no resultado da estratégia de despacho proposta. Considera-se que o sistema elétrico possui geradores térmicos e fotovoltaicos, e que além disso, algumas cargas de consumidores residenciais, comerciais ou industriais são gerenciadas pelo operador do sistema ou por um agregador de carga. Assume-se ainda, que o sistema contém um ponto de conexão com o sistema externo. Dessa forma, o custo da energia injetada pelo sistema externo pode representar as tarifas praticadas por esse sistema de grande porte. Desconsidera-se o custo da energia que pode ser injetada no sistema externo. O modelo de despacho proposto pode ser aplicado em dois contextos diferentes: um sistema de subtransmissão e um sistema de distribuição com perfil radial, como ilustrado na Figura 3.1.

A Figura 3.2 ilustra o acoplamento entre as fases que compõem a estratégia de despacho proposta. Ao todo o modelo é composto por três processos de otimização. Sendo

assim, de forma linear, os despachos realizados em diferentes horizontes de tempo se interconectam com o objetivo de considerar os diferentes perfis da variação da geração FV e suavizar possíveis impactos no equilíbrio entre geração e carga em um sistema elétrico. Observa-se que o pré-despacho, realizado para um dia à frente com resolução horária, fornece possíveis soluções que contêm informações sobre o agendamento ou estado de cada um dos geradores em cada hora e sobre o despacho desses geradores e sobre o despacho das cargas flexíveis para a fase de classificação das soluções e para o despacho para uma hora à frente, com resolução de 15 minutos. A metodologia de classificação das soluções oriundas do modelo de pré-despacho proposto tem como base a métrica CVaR e simulações de Monte Carlo. Por sua vez, o processo de otimização do modelo de despacho dos recursos flexíveis que possuem capacidade de dar respostas rápidas aos sinais do operador do sistema é realizado para uma hora à frente com resolução de 15 minutos. Tanto o processo de classificação das soluções quanto o processo de despacho para uma hora à frente objetivam a definição da solução de despacho mais adequada às condições do sistema. Dessa forma, pode-se afirmar que a estratégia de despacho consiste em um processo de procura e refinamento dessa solução mais adequada.

Para facilitar a compreensão do modelo de despacho primeiramente são apresentados os modelos dos recursos considerados nesta proposta e em seguida cada uma das três etapas do modelo proposto é detalhada.

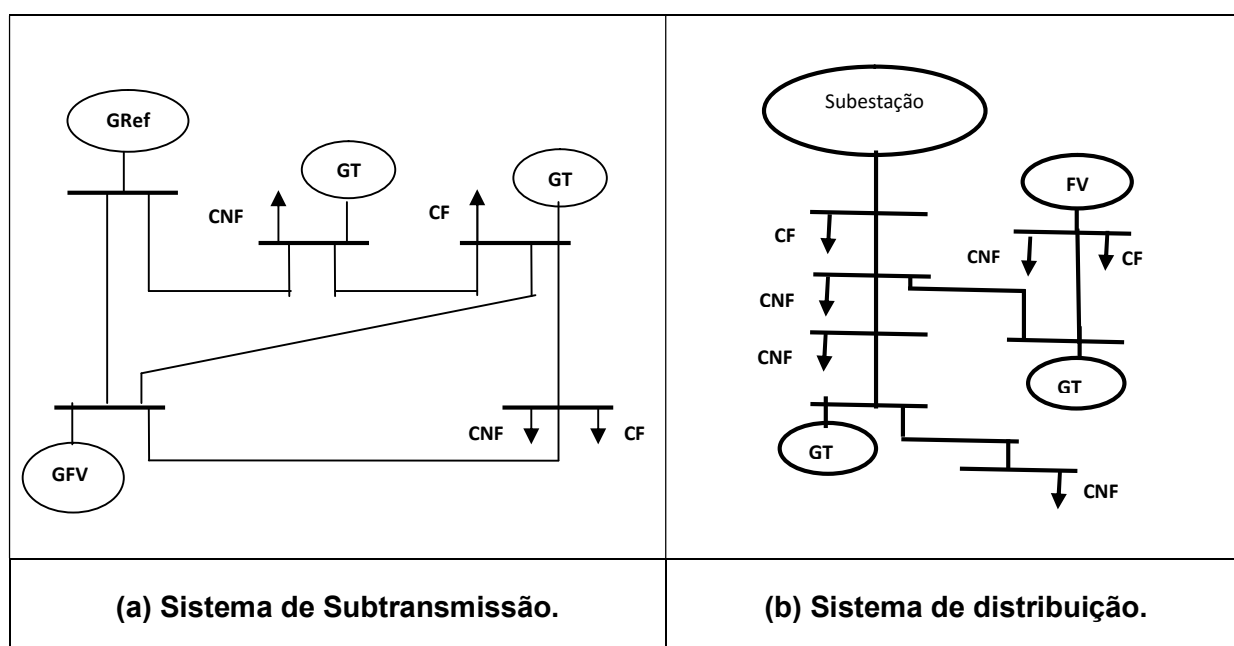


Figura 3.1: Diagramas unifilares de possíveis sistemas teste: GFV=gerador fotovoltaico; GT= gerador térmico; CF= carga flexível e CNF= carga não flexível.

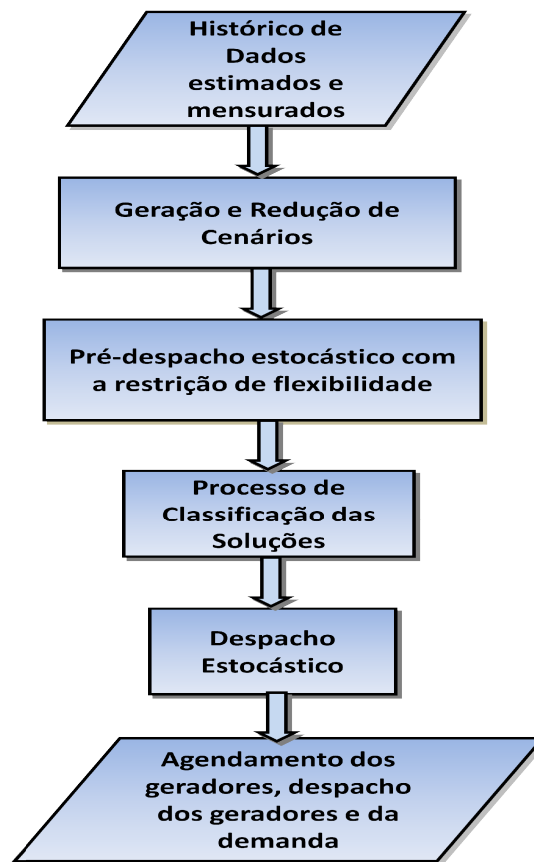


Figura 3.2: Fluxograma da estratégia de despacho proposta.

3.2. Modelo do Gerador Fotovoltaico

Neste trabalho, modela-se a produção de energia FV como uma variável estocástica com o objetivo de representar suas características peculiares: variação e intermitência. Essas características são representadas observando o comportamento da radiação solar [W/m^2], negligenciando a influência da temperatura. Desconsidera-se no modelo de despacho o custo da produção de energia FV pelo fato do despacho ser realizado para um dia à frente desconsiderando o longo prazo.

Como apresentado no capítulo anterior, considera-se a produção FV proporcional a radiação solar. A literatura especializada apresenta várias possibilidades de representação de um processo estocástico. Neste trabalho, utiliza-se a técnica de geração de cenários apresentada em (Ma, Sun e Fang, 2013), que necessita de um histórico de dados sintéticos e mensurados.

A técnica de previsão dos dados de radiação adotada é apresentada em (Aguilar e Collares-Pereira, 1992). Em linhas gerais, o modelo adotado gera sequências sintéticas de hora em hora de valores de radiação, para qualquer localização, considerando o valor do índice de claridade diário como parâmetro de entrada. O modelo assume que uma função Gaussiana truncada representa a função densidade do índice horário, em determinada hora. Assume-se que um modelo autorregressivo de primeira ordem representa o índice de claridade diário. Posteriormente, as amostras geradas através desse modelo autorregressivo de médias móveis (ARMA), a partir de uma correlação entre a radiação ao amanhecer e ao pôr do sol, são transformadas em dados de radiação horária, para uma localidade em particular. O modelo adotado para geração de dados sintéticos é um modelo consolidado na literatura especializada. Além disso o modelo gera sequências sintéticas de hora em hora da radiação global horizontal com características estatísticas consonantes com os dados observados. Ressalta-se que não é o principal objetivo desta tese explorar em detalhes a técnica de geração de dados sintéticos. Os dados mensurados foram captados através de uma estação solar-meteorológica descrita em (Reis *et al.*, 2012).

Por fim, a partir dos históricos de dados sintéticos e mensurados de radiação solar FV [W/m^2], um conjunto de cenários é produzido utilizando a metodologia apresentada em (Ma, Sun e Fang, 2013). A técnica tem como objetivo gerar cenários em conformidade com a variação e estocasticidade do histórico de dados de radiação solar FV. A metodologia de geração de cenários de radiação solar FV baseia-se em distribuições empíricas de dados mensurados alocados em classes. A faixa de variação dos dados, isto é, os limites dessas classes são definidas a partir de um conjunto de dados sintéticos. Uma distribuição normal multivariada é adotada para amostrar dados correlacionados no tempo. As amostras obtidas através dessa distribuição multivariada são transformadas em um conjunto de cenários através da transformação inversa da distribuição de radiação solar empírica. Uma distribuição empírica é utilizada quando não se sabe a origem dos dados. Ela fornece informações relevantes para caracterização desses dados que não podem ser obtidas somente através de uma representação gráfica como o histograma (Alea, 2015). Dessa forma, uma distribuição empírica é uma função definida considerando cada amostra de um conjunto amostral. Para cada observação x de um conjunto amostral a função empírica fornece a proporção de elementos do conjunto amostral menores ou iguais ao valor da observação x . O algoritmo de geração de cenários é descrito na Tabela 3.1.

Neste trabalho, a estimação da matriz de covariância é realizada através de duas metodologias. Na primeira metodologia o cálculo da matriz de covariância, $Cov1$, baseia-se

na utilização de um fator de esquecimento exponencial, como apresentado por Ma, Sun e Fang (2013). A correlação no tempo é estabelecida através de um parâmetro de controle que determina quão forte é essa correlação, como apresentado em (3.1). Em (3.1), ε é o parâmetro de controle que estabelece a força da correlação entre as variáveis aleatórias no tempo; n e m correspondem a vetores $[1:n_T]$; n_T corresponde ao número de intervalos de tempo. A outra técnica utilizada para calcular a matriz de covariância tem como base o histórico de dados de radiação, como apresentado em (3.2) (Pinson e Girard, 2012). Nessa técnica, a matriz de covariância é inicializada considerando todos os elementos fora da diagonal iguais a zero e os elementos da diagonal iguais a 1. Considera-se também um fator chamado fator de esquecimento que funciona como um fator de inércia estabelecendo que a matriz de covariância calculada com o primeiro conjunto de dados tenha um determinado peso na atualização da matriz a partir de novos dados, que vão sendo agregados ao histórico de dados, como em (3.2). Em (3.2), Σ corresponde à matriz de covariância a ser estimada; λ é o fator de esquecimento; e X são as observações da variável aleatória, que neste trabalho corresponde à radiação solar.

$$Cov1_{n,m} = \exp\left(-\frac{n-m}{\varepsilon}\right), \quad n \geq 0 \quad e \quad m \leq n \quad (3.1)$$

$$Cov2 = \Sigma_t = \lambda \Sigma_{t-1} + (1-\lambda) X^{(t)} * X^{(t)T} \quad (3.2)$$

Tabela 3.1: Algoritmo de geração de cenários.

	Entrada: Histórico de dados sintéticos e dados mensurados com resolução horária, número de cenários a serem gerados (nc) e dia de referência para a geração dos cenários.
	Saída: Cenários radiação solar ou de produção FV.

1	Classificação dos dados sintéticos e observados: Essa etapa tem como objetivo obter a função de distribuição de probabilidade das futuras realizações da radiação solar FV. De posse do dia de referência define-se o conjunto de dados sintéticos e observados que serão utilizados no processo. Se o dia de referência é 20/10/2015, são utilizados os dados contidos no histórico até o dia anterior, 19/10/2015. Em seguida, os dados sintéticos e mensurados são normalizados de acordo com o valor máximo observado de radiação solar FV. Posteriormente, os dados sintéticos são ordenados em classes equidistantes. A largura da classe depende do número de dados disponíveis. Neste caso, como o histórico de dados de radiação solar é pequeno por abranger dados do ano de 2013 e 2014, consideram-se 10 classes. Como cada dado mensurado possui um dado observado correspondente, aloca-se o dado observado para a mesma classe do dado sintético. Isto quer dizer que o par (dado sintético, dado mensurado) estará alocado na mesma classe.
2	Cálculo da função empírica de cada classe: Nessa etapa, para cada classe, define-se a função empírica dos dados observados de radiação fotovoltaica. Pode-se utilizar a função "ecdf" do Toolbox estatístico do Matlab que retorna a função cumulativa da distribuição empírica. Segundo (Ma, Sun e Fang, 2013), a função empírica dos dados observados em cada classe definida através de dados sintéticos é adotada para aproximar a distribuição do erro de previsão do ponto.
3	Definição da matriz de covariância: A matriz pode ser calculada de acordo com (3.1) ou (3.2) e determina a variância e covariância dos dados de radiação solar FV ao longo do horizonte de tempo. Uma discussão mais detalhada é apresentada no escopo do texto desse capítulo.
4	Amostragem através de uma função normal multivariada: Amostra-se a partir da função normal multivariada ($n_T \times n_T$), com média zero e matriz de covariância definida na etapa anterior, as nc amostras. n_T corresponde ao número de intervalos de tempo considerados. Esse procedimento pode ser realizado no Matlab através da função "mvnrnd".
5	Geração dos cenários de radiação: Para cada intervalo de tempo das nc amostras, determina-se a distribuição marginal dos nc elementos. A partir da distribuição marginal acessa-se a distribuição empírica para converter a amostra em cenários de radiação. Contudo, a determinação das funções marginais é um processo com alto custo. Por isso, considera-se que a distribuição marginal é representada através um função Gaussiana padrão com média zero e desvio padrão igual a 1. O processo de geração dos cenários de radiação pode ser descrito da seguinte forma: Para cada amostra: (i) define-se a função marginal aqui assumida como uma função Gaussiana padrão. Pode se utilizar a função "normcdf" do Matlab para esse procedimento. (ii) Para cada intervalo de tempo: a) encontra-se a classe onde está localizado o dado do intervalo de tempo do dia anterior ao dia de referência. Com essa informação sabe então qual a função acumulada empírica desta classe. b) a partir da função marginal e da função acumulada empírica estabelece-se a correspondência do ponto amostral gerador a partir da distribuição multivariada (Z_i) com o valor correspondente de radiação solar FV (P_i) como apresentado na Figura (3.3).

Logo após a geração de cenários de radiação solar, esses dados são utilizados para gerar cenários de produção FV. O modelo que estabelece a relação entre o valor da radiação solar e o valor de potência ativa correspondente, apresentado em (3.3), baseia-se em (Torquato *et al.*, 2014). Em (3.3), para cada valor de radiação, para cada hora, P_{nom} representa potência nominal do módulo fotovoltaico considerado, em [W]; $G_{a,t}$ corresponde à radiação solar para uma condição normal ou padrão, em [W/m²]; e $G_{a,0}$ é valor real ou estimado da radiação solar, em [W/m²]; e, por último, $P_{PV,t}$ é a produção de potência FV no tempo t , em [W].

$$P_{PV,t} = \left(G_{a,t} / G_{a,0} \right) P_{nom} \quad (3.3)$$

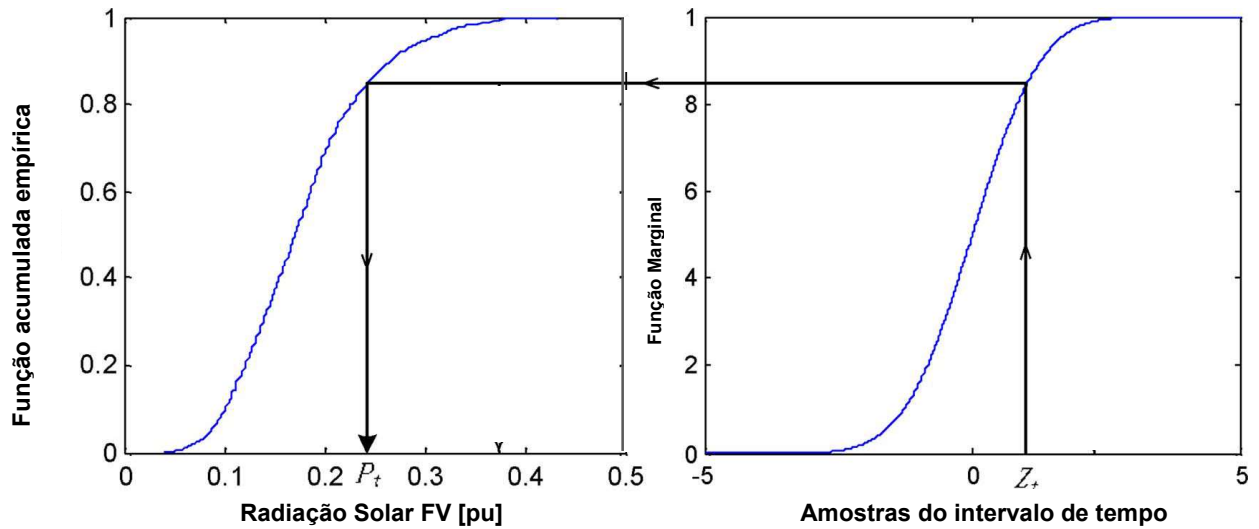


Figura 3.3: Diagrama das funções utilizadas para estabelecer a correspondência do ponto amostral com o valor de radiação.

O número de cenários gerados através da técnica apresentada pode tornar o problema de otimização muito complexo, isto é, com muitas variáveis e espaços de soluções de dimensões elevadas. Com o objetivo de diminuir o tempo computacional e facilitar o processo de solução do problema de otimização, utiliza-se um algoritmo '*backward*' de redução de cenários (Ma *et al.*, 2013; Zakariazadeh, Jadid e Siano, 2014). Este algoritmo baseia-se no cálculo da distância Euclidiana entre pares de vetores aleatórios para mensurar quanto um cenário está próximo de outro. O algoritmo é detalhado na Tabela 3.2.

Tabela 3.2: Algoritmo "backward" de redução de cenários.

1	Entrada: conjunto inicial com n_c cenários de radiação solar FV. Número de cenários desejados no conjunto reduzido. Saída: Conjunto reduzido de cenários.
2	Cálculo da distância entre os pares de cenários: calcula-se a distância Euclidiana entre todos os pares possíveis de cenários.
3	Processo de redução do número de cenários: Tomando como cenário de referência um cenário k que pode ser o primeiro, calcula-se um fator Dk em relação a todos os cenários, exceto o cenário k . Dk corresponde à multiplicação da probabilidade de ocorrência de um cenário pela distância Euclidiana deste cenário em relação ao cenário de referência k . Em seguida, procura-se o cenário y com menor fator Dk . O cenário y é excluído do conjunto de cenário e sua probabilidade é somada à probabilidade de ocorrência do cenário k de referência. Atualiza-se o número de cenários.
4	Critério de parada: Faz-se o procedimento anterior até que o número de cenários reduzidos desejado seja alcançado.

3.3. Modelo dos Geradores Térmicos

No modelo de DEE proposto nesta tese considera-se a modelagem de geradores térmicos. De acordo Ela *et al.* (2013), os geradores térmicos podem ser caracterizados pela taxa de tomada de carga, frequência de uso (continuamente ou durante eventos raros), direção do uso (aumento e diminuição da geração), e pelo tipo de controle (centro de ativação, autônoma, automática e outras). No modelo proposto, todos os geradores térmicos são modelados considerando-se a taxa de tomada de carga, o tempo que cada gerador deve permanecer ligado e desligado, como apresentado em (3.4), considera-se também o custo de inicialização desses geradores. Em (3.4), para cada gerador g , DR e UR representam limites de variação da geração positivo e negativo, isto é, representam a taxa de tomada de carga. T^{on} e T^{off} representam o tempo que cada gerador g permanece ligado e desligado, respectivamente. Os limites de tempo que cada gerador deve permanecer ligado e desligado são representados por T^{up} e T^{down} , respectivamente; p_g representa o valor gerado para o intervalo de tempo t ; u_t representa o estado do gerador no intervalo de tempo t , se $u_t = 0$ o gerador está desligado e se $u_t = 1$, o gerador está ligado.

$$DR_g \leq (p_{g,t} - p_{g,t-1}) \leq UR_g$$

$$u_t = \begin{cases} 0, & \text{se } (u_{t-1} = 1 \wedge T_g^{on} \geq T_g^{up}) \vee (u_{t-1} = 0 \wedge T_g^{off} < T_g^{down}) \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.4)$$

Ainda, segundo Ela *et al.* (2013), alguns desses geradores podem ser utilizados como reservas de operação. Essas reservas podem ser utilizadas para responder à inconstância da geração e da carga. Essas variações podem ocorrer em diferentes escalas de tempo, e diferentes estratégias de controle podem ser requeridas dependendo da taxa de variação da geração FV e da carga. Essas reservas de operação com controle automático de geração, em geral possuem um custo elevado, porém também são as mais flexíveis. Dragoon (2015) também classifica os diferentes tipos de unidades geradoras que podem estar presentes em um sistema. Segundo o autor, para sistemas termoeletrônicos, as plantas de base são aquelas caracterizadas por baixos custos de combustível. Plantas de meio-período são as unidades que operam por volta de 25 a 75% do tempo, e geralmente são plantas de ciclo combinado de gás. As plantas de pico, aqui chamadas de geradores de pico, operam menos que 25% do horizonte de despacho, operando em períodos com pico de demanda em sistemas termoeletrônicos. Nesse trabalho, tendo como base os trabalhos de Bertsimas *et al.* (2013), Ela *et al.* (2013) e Dragoon (2015), considerando que os sistemas testes não possuem geradores hidroelétricos, assume-se que os geradores de pico são de rápida inicialização, possuem controle automático e, além de poderem atender à demanda convencional do sistema, podem atender às variações decorrentes do aumento da incertezas do sistema provocada pela inserção de geradores renováveis, mais especificamente, geradores FV. Os geradores de pico são modelados através das mesmas restrições operacionais dos geradores convencionais.

Supõe-se que a geração local é também composta por unidades térmicas com turbinas a vapor com uma única válvula, representadas por custos de geração quadráticos, $C_{G_{Quad}}$, ou com turbinas a vapor com múltiplas válvulas, cujo efeito dos pontos de válvula na função de custo são representados (Wood e Wollenberg, 1996). Adicionalmente, funções de custo de geração lineares, $C_{G_{Lin}}$, são utilizadas para modelar o custo da energia comprada do sistema externo. As funções de custo de geração que podem ser utilizadas para geradores térmicos são indicadas em (3.5). Além do custo de produção de energia, considera também os custos de partida C_{PT} das unidades de geração locais, inclusive dos geradores de pico, como apresentado em (3.6).

$$C_{G_{Lin}} = b_l p_g$$

$$C_{G_{Quad}} = a_q p_g^2 + b_q p_g + c_q \quad (3.5)$$

$$C_{G_{ValvePt}} = a_v p_g^2 + b_v p_g + c_v + \left| e_v \cdot \sin(f_v (p - p_g)) \right|$$

$$C_{G,Tot} = \sum_{t=1}^{n_T} \left\{ \left(\sum_{g=1}^{n_G} C_{G_{g,t}} p_{g,t} + C_{PT} (1 - u_{t-1}) \right) u_t \right\} \quad (3.6)$$

Em (3.5), o último termo da função de custo $C_{G_{ValvePt}}$ corresponde aos efeitos dos múltiplos pontos de válvula e que são responsáveis pela multimodalidade da função objetivo; a_q e a_v são coeficiente quadráticos; b_l , b_q e b_v são coeficientes lineares; c_q e c_v são constantes; e_v e f_v são os coeficientes do termo que representa os possíveis pontos de válvula de um gerador térmico. Em (3.6), a variável u_t refere-se ao estado do gerador no intervalo t : $u_t=0$ quando o gerador está desligado e $u_t=1$ quando está ligado; o custo $G_{G,Tot}$ é associado aos n_G geradores locais ou pontos de conexão com o sistema externo.

3.4. Demanda Flexível - Modelo das Preferências dos Consumidores

Ao observar a literatura acadêmica especializada, percebe-se que programas de gerenciamento pelo lado da demanda vem sendo amplamente utilizados em sistemas com presença de geração renovável. Esses programas podem auxiliar na manutenção do balanço entre geração e demanda, além de terem a capacidade de aliviar o sistema elétrico em intervalos de pico de demanda, proporcionando um gerenciamento mais eficiente dos recursos presentes no sistema. Além das barreiras regulamentares, um dos grandes desafios dos programas de gerenciamento da demanda é modelar o comportamento de consumidores participantes desse tipo de programa de maneira eficiente. Embasando-se na literatura, em experiências relatadas em projetos pilotos e em históricos de dados disponíveis e acessíveis ao operador do sistema, apresenta-se nessa seção os modelos de demanda gerenciável desenvolvidos neste trabalho.

Basicamente, o modelo de gerenciamento da demanda, apresentado neste trabalho, considera um horizonte temporal de várias horas ao longo do qual a demanda dos consumidores é despachada de forma conveniente, isto é, respeitando as condições do sistema e observando as preferências de consumo (Araújo *et al.*, 2015). As preferências e hábitos de consumo de consumidores que participam desses programas podem ser consideradas a fim de gerenciar melhor as necessidades de consumo de energia de cada

consumidor. Para isso considera-se uma restrição de energia que estabelece que certa quantidade de energia, que é flexibilizada, deve ser consumida durante o horizonte de despacho considerado. Isso significa, que para os consumidores flexíveis mais conservadores, o montante de energia flexibilizada deve ser totalmente consumido ao longo do horizonte de tempo. Por outro lado, consumidores menos conservadores podem permitir que parte da energia flexibilizada seja reduzida ou cortada, podendo definir ainda um limite mínimo e máximo de energia a ser consumido no horizonte de tempo. Observe que o padrão de alocação de carga flexível deve seguir preferências específicas de cada consumidor. Sendo assim, um consumidor pode indicar uma quantidade fixa máxima de energia a ser consumida em cada intervalo de tempo ou, conforme seus hábitos e preferências, um consumidor pode definir diferentes limites de consumo para cada intervalo ao longo do horizonte de tempo, indicando os períodos de consumo preferidos. Por exemplo, pode-se considerar as preferências de um cliente que pretende consumir uma determinada quantidade de energia durante a manhã, em um dia qualquer da semana, ao mesmo tempo que as preferências de outro consumidor indique que ele prefere consumir sua energia flexibilizada durante a tarde e nas horas noturnas. As equações (3.7), (3.8) e (3.9) representam as restrições de energia desses consumidores e os limites de deslocamento de carga para cada intervalo de tempo. Em (3.7), para cada consumidor j , $\underline{E}_j$ e $\overline{E}_j$ representam o limite mínimo e máximo de energia que deve ser consumida no horizonte de tempo; e $\mathbf{p}_{d,j}$ é o vetor ($n_T \times 1$) de demanda flexível alocada em cada intervalo de tempo t , onde n_T representa o número de intervalos do horizonte de despacho. Em (3.8) E_j representa o montante de energia flexibilizada pelo consumidor j . Em (3.9), $\underline{\mathbf{p}}_{d,j}$ e $\overline{\mathbf{p}}_{d,j}$, são vetores ($n_T \times 1$) dos limites mínimo de máximo de energia que pode ser consumida em cada intervalo de tempo t , respectivamente.

$$\underline{E}_j \leq \sum_{t=1}^{n_T} p_{d,j,t} \leq \overline{E}_j \quad (3.7)$$

$$\sum_{t=1}^{n_T} p_{d,j,t} = E_j \quad (3.8)$$

$$\underline{\mathbf{p}}_{d,j} \leq \mathbf{p}_{d,j} \leq \overline{\mathbf{p}}_{d,j} \quad (3.9)$$

Dentre os consumidores flexíveis, há aqueles que participam de programas de redução da demanda. Mais especificamente, nesta tese, considera-se que as cargas desses consumidores possuem algumas características especiais, como a capacidade de resposta

rápida a sinais do operador do sistema. Essa capacidade de resposta deve-se ao fato dessas cargas serem consideradas como automatizadas; pois desse modo, pode-se assumir que elas possuem um tempo de resposta compatível com a taxa de variação da geração renovável, como apresentado em (Kiliccote *et al.*, 2010). Esse tipo de carga é disponibilizado como um dos recursos flexíveis do sistema que tem como objetivo mitigar os impactos que a penetração da geração renovável pode gerar no sistema elétrico. Esse tipo de consumidor permite que parte de sua demanda seja reduzida desde que alguns limites sejam observados. Define-se o limite que pode ser reduzido em cada intervalo de tempo, sem definir o montante de energia que deve ser cortado no horizonte de despacho. Isto quer dizer, que não são definidas restrições de energia para esses consumidores, como apresentado em (3.10). Em (3.10), para o consumidor flexível i , $\underline{p}_{DF_i}$ e $\overline{p}_{DF_i}$ são vetores coluna ($n_T \times 1$) e representam, respectivamente, os limites mínimo e máximo de alocação de carga; p_{DF_i} é um vetor ($n_T \times 1$) que representa o despacho da carga no horizonte de tempo.

$$\underline{p}_{DF_i} \leq p_{DF_i} \leq \overline{p}_{DF_i} \quad (3.10)$$

Os modelos dos recursos descritos anteriormente podem ser considerados como modelos determinísticos das preferências de consumidores engajados em programas de resposta da demanda. Além da abordagem determinística, pode-se considerar a formulação das preferências de consumo e da restrição de energia em programas de gerenciamento da demanda através de modelos estocásticos. Dessa forma, uma modelagem estocástica do gerenciamento pelo lado da demanda também é interessante pois pode refletir a variação nos hábitos de consumo dos consumidores, além de permitir que o operador do sistema possa fazer uma análise mais robusta do sistema, investigando a influência dessas incertezas no gerenciamento do sistema. Na abordagem estocástica das preferências, os limites de consumo de cada intervalo são representados através de variáveis estocásticas, que por sua vez, podem ser modeladas através de funções densidade de probabilidade.

Tratando-se dos modelos de variáveis que representam o valor consumido pelos consumidores flexíveis, essas podem ser contínuas ou inteiras. As duas formas de representação podem ser utilizadas tanto na abordagem determinística quanto na abordagem estocástica. A modelagem contínua pode ser definida como a forma mais simples e objetiva de representar a demanda flexibilizada por consumidores, pois não

representa características específicas de cargas comerciais, de equipamentos industriais, ou eletrodomésticos. Por sua vez, a representação da carga flexibilizada de consumidores que participam de programas de gerenciamento da demanda através de variáveis inteiras, permite que características específicas como o perfil de consumo de um determinado equipamento no tempo sejam modeladas. Esse tipo de modelagem permite ainda modelar o perfil de consumo de processos específicos em uma indústria que podem ser transferidos para períodos de tempo específicos e/ou consecutivos. Os dois modelos de representação das cargas flexíveis são considerados nesse trabalho. A representação da carga flexível através de variáveis inteiras é explorada de forma mais aprofundada. A representação da restrição de energia para cargas modeladas através de variáveis inteiras é apresentada em (3.11). Assume-se que, para cada consumidor, a carga flexibilizada é dividida em módulos com diferentes montantes da carga. Em (3.11), para cada consumidor flexível representado através de variáveis inteiras: $\underline{E}_{r_l}, \overline{E}_{r_l}$ são os limites mínimo e máximo de energia que deve ser consumida no horizonte de tempo; $\mathbf{p}_{r_l}$ é um vetor ($n_T \times 1$) que corresponde ao montante despachado em cada intervalo de tempo; Ω representa o conjunto de módulos que podem ser distribuídos no horizonte de tempo; n_r é número total de consumidores representados através de variáveis inteiras.

Além das possíveis formas de modelagem das preferências da demanda responsiva, observa-se os efeitos da agregação de carga no gerenciamento do sistema. Sabendo-se que a demanda flexível total é formada pela contribuição de consumidores, com perfis de consumo distintos, investiga-se se a presença de consumidores com hábitos diferentes de consumo em uma mesma barra do sistema propicia a observação das preferências individuais, em detrimento dos benefícios que a carga agregada pode gerar ao sistema. Pode-se citar como benefício o alívio do sistema em horários com pico de demanda, ou até mesmo, a diminuição de custos operacionais.

$$\underline{E}_{r_l} \leq \sum_{t=1}^{n_T} p_{r_{l,t}} \leq \overline{E}_{r_l}; \quad p_{r_l} \in \Omega_l; \quad l \in \{1 \dots n_r\} \quad (3.11)$$

Observa-se que os incentivos econômicos pagos aos consumidores flexíveis são proporcionais à carga alocada para intervalos sem pico de demanda e/ou ao valor reduzido da carga em cada intervalo de despacho. Sendo assim, o custo do despacho da demanda flexível é apresentado em (3.12).

$$C_{DFlex} = \sum_{k \in \chi} \left(\sum_{j=1}^{n_R} I_j \cdot (p_{ref_j} - p_{r_{j,k}}) \right) + \sum_{i=1}^{n_{DF}} \sum_{t=1}^{n_T} I_{H_t} p_{DF_{i,t}} \quad (3.12)$$

Em (3.12), $p_{r_{j,t}}$ é a carga flexível do consumidor j , alocada o intervalo t ; p_{ref_j} é a carga de referência usada para o cálculo da redução da demanda; n_R é o número de consumidores flexíveis que recebem incentivos econômicos para deslocarem ou reduzirem seu consumo em intervalos com pico de carga; χ é o cenário formado pelos intervalos críticos que são associados ao incentivos; I_H e I correspondem ao incentivo pago aos consumidores com capacidade rápida de resposta que permitem que sua carga seja reduzida e ao incentivo pago aos consumidores que deslocam sua carga, respectivamente; Caso o consumidor flexível j , seja representado através de variáveis contínuas $p_{r_{j,t}}$ pode ser substituído pela variável $p_{d_{j,t}}$.

3.5. Modelo da Demanda não Gerenciada

Como apresentado no decorrer deste trabalho, apenas uma parte da demanda dos consumidores flexíveis pode ser gerenciada, isto é, apenas parte da demanda é flexível. A modelagem do montante não gerenciável da demanda considera as incertezas no comportamento dos consumidores. A representação das incertezas da demanda não gerenciável pode ser feita através de funções densidade de probabilidade. São adotadas as FDP Gaussiana e a FDP lognormal para representar o comportamento aleatório da demanda inflexível. A FDP Gaussiana é comumente utilizada para representar processos estocásticos por ser simétrica e possuir formato de sino. Segundo o Teorema do Limite Central essa distribuição é uma distribuição limite para processos aleatórios, servindo de aproximação para o cálculo de outras distribuições quando o número de observações é grande (Papoulis, 2001). A distribuição lognormal é uma distribuição de probabilidade de qualquer variável aleatória com seu logaritmo normalmente distribuído (Papoulis, 2001). Assume-se então, que para cada intervalo de tempo t , a demanda não despachável $\mathbf{p}_L$ é representada através de uma função densidade de probabilidade, FDP, apresentada em (3.13), onde $\boldsymbol{\mu}_{DP}$ e $\boldsymbol{\sigma}_{DP}$, são definidos como parâmetros da FDP. Caso seja a FDP Gaussiana $\boldsymbol{\mu}_{DP}$ é uma matriz ($n_{CC} \times n_T$) com os valores das médias e $\boldsymbol{\sigma}_{DP}$, é uma matriz vetor ($n_{CC} \times n_T$) que contém os valores dos desvios padrão; n_{CC} corresponde ao número de consumidores do sistema.

$$\mathbf{p}_{L_{c,t}} = DP(\boldsymbol{\mu}_{D_{c,t}}, \boldsymbol{\sigma}_{D_{c,t}}); \quad c \in \{1 \dots n_{CC}\}; \quad t \in \{1 \dots n_T\} \quad (3.13)$$

3.6. Restrição de Flexibilidade

A natureza estocástica da geração FV pode aumentar a necessidade do desenvolvimento de estratégias que visem garantir o balanço entre demanda e geração de um sistema. Neste trabalho, é desenvolvido um modelo de despacho que possui o objetivo de aumentar a flexibilidade do sistema através da chamada restrição de flexibilidade. Essa restrição, que também é uma contribuição desse trabalho, visa garantir a disponibilidade de recursos capazes de mitigar o erro de previsão da produção de geradores FV. Para isso, considera-se o "gap" ou diferença entre a potência FV atual e a potência FV prevista. Essa diferença é considerada através de uma restrição adicional que estabelece que a disponibilidade dos recursos flexíveis. Neste caso, a soma do despacho total de cargas redutíveis e a reserva dos geradores de pico devem ser iguais ou maiores que o "gap" em cada intervalo do horizonte de tempo. Como a geração FV é um parâmetro de entrada estocástico, o "gap" também é um parâmetro estocástico. Essa representação permite uma análise mais robusta do problema, verificando a flexibilidade do sistema nas mais prováveis diferenças entre a previsão e o valor a ser realmente gerado por geradores FV. Em (3.14), o "gap" é calculado considerando a diferença entre a previsão de geração FV para o dia à frente e a geração FV do dia atual. Dessa forma, em (3.14), para cada intervalo de tempo t , ϕ é o gap; $P_{PV_{prevista}}$, é a produção FV prevista para um dia à frente; e $P_{PV_{atual}}$ é a produção FV do dia atual. A restrição de flexibilidade é apresentada em (3.15), também para cada intervalo de tempo t , a disponibilidade dos recursos flexíveis é garantida considerando $p_{DF_{i,t}}$ como a demanda agendada para ser reduzida para cada consumidor i ; $p_{GF_{f,t}}$ é valor despachado para o gerador de pico f ; n_{DF} e n_{GF} , correspondem ao número total de consumidores com carga flexível que pode ser redutível e a quantidade total de geradores de pico presentes no sistema; $\overline{\mathbf{p}}_{GF}$ é o vetor ($n_T \times 1$) do limite superior que pode ser despachado pelo gerador f .

$$\phi_t = P_{PV_{prevista}_t} - P_{PV_{atual}_t}; \quad t \in \{1 \dots n_t\} \quad (3.14)$$

$$\sum_{i=1}^{n_{DF}} p_{DF_{i,t}} + \sum_{f=1}^{n_{GF}} \left(\overline{p_{GF_{f,t}}} - p_{GF_{f,t}} \right) \geq \phi_t; \quad t \in \{1 \dots n_t\} f \in \{1 \dots n_{GF}\}; i \in \{1 \dots n_{DF}\} \quad (3.15)$$

3.7. Função Objetivo - Custo Operacional de um Sistema

O modelo de despacho estocástico proposto nesta tese é delineado considerando o ponto de vista do operador do sistema e observando as características peculiares do sistema. Consideram-se os custos de produção de energia dos geradores locais; o custo da energia injetada pelo sistema externo; o custo dos incentivos pagos pelo operador do sistema a certos consumidores flexíveis, que participam de programas de gerenciamento pelo lado da demanda. Sendo assim, o problema de despacho formulado objetiva a minimização do custo operacional do sistema. A função objetivo (FO) é apresentada em (3.16). O custo $C_{G,Tot}$ está associado aos n_G geradores locais ou pontos de conexão com o sistema externo e C_{DFlex} representa o custo do despacho das cargas flexíveis.

$$FO = C_{G,Tot} + C_{DFlex} \quad (3.16)$$

3.8. Formulação Detalhada do Problema de Despacho

O fluxograma apresentado na Figura 3.2 apresenta a estratégia de despacho proposta, chamada de Gerenciamento de um Sistema com Geração FV Baseado em um Despacho Econômico Estocástico (GS-FV-DEE). É importante lembrar que o modelo GS-FV-DEE é composto por três etapas: (i) pré-despacho, para o horizonte de um dia à frente com resolução horária; (ii) classificação de soluções; (iii) despacho para um horizonte de uma hora à frente com resolução de quinze (15) minutos.

O modelo de despacho proposto é um modelo de programação inteira mista não linear estocástico que visa minimizar os custos de operação do sistema, que incluem os custos de produção, os custos de partida dos geradores e os incentivos pagos para consumidores flexíveis em geral. A produção FV, as preferências dos consumidores flexíveis, e a demanda não gerenciada são representadas como parâmetros de entrada estocásticos. O modelo proposto GS-FV-DEE considera um horizonte de tempo de n_T intervalos de despacho. Considera-se que alguns consumidores são parcialmente flexíveis e que a parcela flexível, ou demanda despachável, pode ser deslocada ao longo de um horizonte de tempo, objetivando melhores condições de operação do sistema e de acordo com restrições

energéticas que refletem características de consumo desses consumidores. Assume-se que o operador do sistema conhece *a priori* as condições e preferências de cada um dos consumidores. Dois perfis de consumidores são considerados. Consumidores do Tipo-I definem *a priori* o montante de energia que deve ser consumido no horizonte de tempo. Esses consumidores podem modificar seu perfil de consumo, deixando de consumir parte da energia flexibilizada no horizonte de tempo considerado ou ainda, podem determinar que toda energia flexibilizada seja consumida no horizonte de despacho. Consideram-se ainda consumidores do Tipo-II que tem capacidade rápida de resposta aos sinais do operador. Esses consumidores permitem que parte de sua demanda seja reduzida, e funcionam como geradores virtuais no sistema. Consumidores do Tipo-II recebem incentivos do operador do sistema proporcionais ao valor de carga reduzido por cada um deles em cada intervalo. Supõe-se que a capacidade de redução de carga dos consumidores do Tipo-II pode ser utilizada em todo o horizonte de despacho, dependendo das condições do sistema. Ressalta-se que as demandas flexíveis do Tipo-I e do Tipo-II podem ser modelada através de variáveis contínuas e/ou discretas.

Como apresentado anteriormente, além das preferências dos consumidores flexíveis, que podem ser modeladas através de variáveis aleatórias, adicionalmente, pode-se modelar a incerteza na previsão da parcela não despachável da demanda. Essa parcela pode ser modelada como uma variável estocástica representada através de uma FDP.

Considera-se também o despacho e agendamento de unidades térmicas. Os geradores térmicos são agendados ao longo do horizonte de tempo obedecendo a restrições operacionais. Representa-se os custos de geração das unidades locais, o custo de partida dos geradores térmicos e os custos da energia comprada da concessionária local ou de geradores externos. A geração FV não é despachável e é tratada como um parâmetro de entrada.

Assume-se que no pré-despacho é realizado o despacho dos recursos convencionais e dos recursos flexíveis e que demanda gerenciada redutível do Tipo-II e unidades geradoras de pico podem suavizar o impacto do erro de previsão da produção FV. A chamada restrição de flexibilidade baseia-se em um "gap" entre a previsão da geração fotovoltaica e a produção observada do dia anterior, garantindo que a disponibilidade dos recursos flexíveis possa cobrir pelo menos essa diferença. Considera-se ainda, que se a previsão de geração FV é igual a zero que são despachados os geradores térmicos e a carga flexível do Tipo-II. A formulação matemática do modelo é apresentada a seguir.

Modelagem Matemática do Pré-Despacho

Sendo assim, o modelo de despacho proposto, GS-FV-DEE, pode ser formulado através de equações e inequações algébricas, ou restrições de igualdade e desigualdade, como apresentado em (3.17).

$$\text{Minimizar } f(\vec{x}, \vec{y})$$

Sujeito a:

$$\vec{g}(\vec{x}, \vec{y}) \leq 0 \quad (3.17)$$

$$\vec{h}(\vec{x}, \vec{y}) = 0$$

Onde

- x : variáveis de estado (incógnitas)
- z : parâmetros de controle (valores pré-definidos)
- g: conjunto de restrições de desigualdade
- h: conjunto de restrições de igualdade

Considerando-se que o problema de otimização é estocástico e que a representação da geração FV, parâmetro de entrada estocástico, é realizada através de cenários de produção, e que as variáveis e restrições do modelo são apresentadas no início desse capítulo, apresenta-se o modelo geral do problema de pré-despacho, através das equações (3.18) a (3.30).

$$\text{Minimizar } \sum_{s=1}^{n_s} \pi_s \left\{ \sum_{t=1}^{n_T} \left\{ \sum_{g=1}^{n_G} \left[C_{G,g,t} p_{g,t}^s + C_{PT,g} (1 - u_{g,t-1}^s) \right] u_{g,t}^s \right\} + C_{E_t} P_{E_t}^s + \right. \\ \left. \sum_{f=1}^{n_{GF}} \left[C_{GF,f,t} p_{GF,f,t}^s + C_{PT,f} (1 - u_{f,t-1}^s) \right] u_{f,t}^s \right\} + \sum_{k \in \Omega} \left(\sum_{j=1}^{n_R} I_j \cdot (p_{ref_j} - p_{r_j,k}) \right) + \sum_{i=1}^{n_{DF}} I_{H_i} p_{DF,i,t}^s \quad (3.18)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^{n_{DF}} p_{DF,i,t}^s + \sum_{f=1}^{n_{GF}} (\overline{p_{GF}} - p_{GF,f,t}^s) \geq \phi_t^s \quad t = 1 \dots n_T; \quad s = 1 \dots n_s \quad (3.19)$$

$$\underline{p_{DF,i,t}} \leq p_{DF,i,t}^s \leq \overline{p_{DF,i,t}} \quad i = 1 \dots n_{DF} \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.20)$$

$$\underline{p_{GF_{f,t}}} \leq p_{GF_{f,t}}^s \leq \overline{p_{DF_{f,t}}} \quad f = 1 \dots n_{GF} \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.21)$$

$$\sum_{t=1}^{n_T} p_{d_{j,t}}^s = E_j \quad (3.22 \text{ a})$$

$$\underline{E_j} \leq \sum_{t=1}^{n_T} p_{d_{j,t}}^s \leq \overline{E_j} \quad p_{d_{j,t}} \in R^+ \text{ ou } p_{d_{j,t}} \in Z^+; \quad j = 1 \dots n_D \quad (3.22 \text{ b})$$

$$\underline{p_{d_{j,t}}} \leq p_{d_{j,t}}^s \leq \overline{p_{d_{j,t}}} \quad j = 1 \dots n_D; \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.23)$$

$$\underline{E_{r_l}} \leq \sum_{t=1}^{n_T} p_{r_{l,t}} \leq \overline{E_{r_l}}; \quad p_{r_l} \in \Omega_l; \quad l \in \{1 \dots n_r\} \quad (3.24)$$

$$\underline{p_{r_{l,t}}} \leq p_{r_{l,t}}^s \leq \overline{p_{r_{l,t}}} \quad l = 1 \dots n_r; \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.25)$$

$$\underline{p_{g,t}} \leq p_{g,t}^s \leq \overline{p_{g,t}} \quad g = 1 \dots n_G; \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.26)$$

$$DR_g \leq (p_{g,t}^s - p_{g,(t-1)}^s) \leq UR_g \quad g = 1 \dots n_G; \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.27)$$

$$u_t = \begin{cases} 0, & \text{se } (u_{t-1} = 1 \wedge T_g^{on} \geq T_g^{up}) \vee (u_{t-1} = 0 \wedge T_g^{off} < T_g^{down}) \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.28)$$

$$P_{G_y}^S - P_{C_y}^S - |V_y^S| \sum_{k=1}^{n_B} \left\{ (G_{yk} \cos(\theta_{yk}^S) + B_{yk} \sin(\theta_{yk}^S)) |V_k^S| \right\} = 0 \quad (3.29 \text{ a})$$

$$Q_{G_y}^S - Q_{C_y}^S + |V_y^S|^2 B_{yy} - |V_y^S| \sum_{k=1}^{n_B} \left\{ (G_{yk} \sin(\theta_{yk}^S) - B_{yk} \cos(\theta_{yk}^S)) |V_k^S| \right\} = 0 \quad (3.29 \text{ b})$$

$$\underline{f_{P_{yk}}} \leq f_{P_{yk,t}}^S \leq \overline{f_{P_{yk}}}; \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.30)$$

Onde, para cada cenário S:

θ_y^S : Ângulo da tensão na barra y;

θ_k^S : Ângulo da tensão na barra k;

V_y^S : Módulo da tensão na barra y;

V_k^S	Módulo da tensão na barra k ;
$P_{G_y}^S$	Potência ativa gerada na barra y ;
$Q_{G_y}^S$	Potência reativa gerada na barra y ;
G:	Matriz de condutância série ;
B:	Matriz de susceptância série;
$P_{C_y}^S$	Carga ativa na barra y ;
$Q_{C_y}^S$	Carga reativa na barra y ;
$\mathbf{p}_{L_t}$:	Vetor ($n_B \times 1$) de demanda não despachável do sistema;
$\mathbf{p}_{PV}$:	Vetor ($n_{FV} \times 1$) de produção de potência FV;
$\mathbf{A}_G$:	Matriz de incidência ($n_B \times n_G$) barra-geradores térmicos e ponto de conexão;
$\mathbf{A}_{FV}$:	Matriz de incidência ($n_B \times n_{FV}$) barra-geradores FV;
$\mathbf{A}_D$:	Matriz de incidência ($n_B \times n_D$) barra- cargas flexíveis Tipo-I;
$\mathbf{A}_r$	Matriz de incidência ($n_B \times n_r$) barra- cargas flexíveis Tipo-I modeladas através de variáveis inteiras;
$\mathbf{A}_{DF}$:	Matriz de incidência ($n_B \times n_{DF}$) barra- cargas flexíveis Tipo-II;
$\boldsymbol{\theta}_t$:	Vetor ($n_B \times 1$) de ângulos de tensão para o fluxo de potência linearizado;
B:	Matriz de admitância ($n_B \times n_B$) do fluxo de potência linearizado;
$\mathbf{n}_B$:	Número de barras do sistema;
$f_{P_{yk}^S}^S$	Fluxo ativo no circuito $y-k$, no intervalo de tempo t ;
$\overline{f_{P_{yk}}}$	Limite superior do fluxo ativo no circuito $y-k$;
$\underline{f_{P_{yk}}}$	Limite inferior do fluxo ativo no circuito $y-k$.

Observa-se na formulação do problema de pré-despacho que dois modelos podem ser considerados para os consumidores do Tipo-I. O primeiro refere-se a formulação desses consumidores através de variáveis contínuas e engloba as equações (3.22) e (3.23). Contudo, se na modelagem do pré-despacho assume-se que as cargas dos consumidores são modeladas através de variáveis inteiras, as equações (3.24) e (3.25) devem ser utilizadas. Nota-se também que os limites de tensão não foram incluídos na formulação. Entretanto, o seu efeito seria apenas aumentar a dimensão do modelo, sem adicionar

dificuldades adicionais para a solução do mesmo. Trata-se de restrições de desigualdade simples.

Modelagem Matemática do Processo de Classificação das Soluções

Propõe-se a ordenação ou classificação das possíveis soluções oriundas do processo de pré-despacho através do valor condicionado ao risco. Esse processo de ordenação consiste em determinar com 90% de certeza as soluções que possuem a menor média dentre os mais elevados valores da função objetivo.

Como apresentado na Figura 3.4, a primeira fase do processo de classificação consiste em calcular a média das soluções encontradas. Cada solução é composta pelo agendamento e despacho dos geradores, e pelo despacho da carga flexíveis do Tipo-I e do Tipo-II para cada cenário. Considera-se o conjunto reduzido com dez (10) cenários. As variáveis de saída que correspondem ao agendamento dos geradores são iguais para todos os cenários. Quando o despacho da carga flexível do Tipo-I é modelada através de variáveis inteiras, o despacho dessas cargas no horizonte de tempo também é igual para todos os cenários. Dessa forma, calcula-se a média somente das variáveis contínuas, que correspondem ao despacho dos geradores, ao despacho da carga flexível do Tipo-II e, em alguns casos, ao despacho das cargas flexíveis do Tipo-I. Posteriormente, para a média de cada solução obtida através do pré-despacho realiza-se uma simulação de Monte Carlo. Cada execução de MC considera o agendamento dos geradores e o despacho das cargas do Tipo-I e do Tipo-II como parâmetros de entrada. A demanda não despachável e a geração FV são considerados como parâmetros estocásticos de entrada. O limite máximo de cada variável corresponde ao valor médio da variável. A demanda não despachável é considerada estocástica com os mesmos parâmetros utilizados na simulação do pré-despacho. Utiliza-se o conjunto completo com mil (1000) cenários de radiação solar para representar a geração FV. O custo da produção de cada um desses geradores e o custo dos incentivos pagos aos consumidores do Tipo-II são considerados na FO. Em cada execução de MC, observa-se um cenário de geração FV e uma amostra da demanda não gerenciável. Sendo assim, com o objetivo de minimizar os custos de operação do sistema, define-se o despacho dos geradores, desconsiderando então, a restrição de flexibilidade, de agendamento dos geradores e a restrição de energia. São executadas mil (1000) iterações de MC que correspondem ao número de cenários de geração FV. Considera-se o modelo não linear da rede. Por fim, para cada simulação de MC, é calculado o CVaR das mil amostras da função objetivo ou ao custo de operação do sistema. Nesse aplicação a métrica

CVaR indica qual solução apresenta a menor média dos maiores custos para atender aos cenários para um dia à frente, com confiança de 90%. A melhor solução é aquela que possui menor CVaR, e assim por diante. O fluxograma apresentado na Figura 3.3 clarifica o modelo de classificação das soluções que é formado por um conjunto de simulações de MC e pelo cálculo do CVaR. A formulação matemática do problema de otimização considerado em cada execução de MC é apresentada através das equações (3.31) a (3.35).

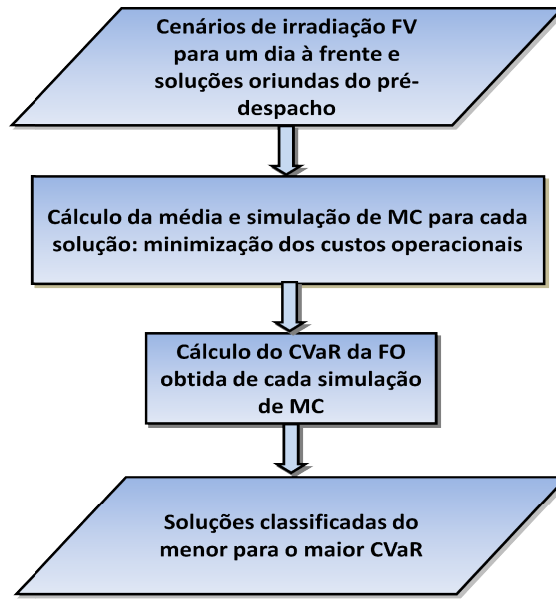


Figura 3.4: Fluxograma do processo de classificação das soluções oriundas do pré-despacho.

$$\text{Minimizar } \sum_{s=1}^{n_s} \pi_s \left(\sum_{t=1}^{n_T} \left\{ \sum_{g=1}^{n_G} (C_{G,g,t} p_{g,t}^s) + C_{E_t} p_{E_t}^s + \sum_{f=1}^{n_{GF}} (C_{GF,f,t} p_{GF,f,t}^s) + \sum_{i=1}^{n_{DF}} J_{H_i} p_{DF,i,t}^s \right\} \right) \quad (3.31)$$

Sujeito a:

$$\underline{p}_{g,t} \leq p_{g,t}^s \leq \overline{p}_{g,t} \quad g = 1 \dots n_G; \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.32)$$

$$DR_g \leq (p_{g,t}^s - p_{g,(t-1)}^s) \leq UR_g \quad g = 1 \dots n_G; \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.33)$$

$$P_{G_y}^S - P_{C_y}^S - |V_y^S| \sum_{k=1}^{n_B} \left\{ (G_{y_k} \cos(\theta_{y_k}^S) + B_{y_k} \sin(\theta_{y_k}^S)) |V_k^S| \right\} = 0 \quad (3.34 \text{ a})$$

$$Q_{G_y}^S - Q_{C_y}^S + |V_y^S|^2 B_{yy} - |V_y^S| \sum_{k=1}^{n_B} \left\{ (G_{y_k} \sin(\theta_{y_k}^S) - B_{y_k} \cos(\theta_{y_k}^S)) |V_k^S| \right\} = 0 \quad (3.34 \text{ b})$$

$$\underline{f_{P_{yk}}} \leq f_{P_{yk,t}}^S \leq \overline{f_{P_{yk}}}; \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.35)$$

Modelagem Matemática do Despacho para uma hora à frente

Após a classificação das soluções oriundas do processo de pré-despacho através da métrica CVaR, a melhor solução é utilizada no despacho para uma (1) hora à frente, com resolução de 15 minutos. Nessas simulações são utilizados dados sintéticos gerados a partir da adaptação da técnica apresentada por (Aguilar e Collares-Pereira, 1992). Os cenários de radiação são gerados através da mesma técnica utilizada para simulações com resolução horária. O problema é definido como um problema estocástico que tem como o objetivo minimizar o erro do despacho dos geradores de pico e da demanda flexível do Tipo-II e do gerador de referência. O agendamento dos geradores convencionais e o despacho da demanda do Tipo-I são considerados como parâmetros de entrada. O problema é definido como estocástico com o objetivo de considerar o comportamento aleatório da geração FV para a resolução de 15 minutos. Considera-se o modelo linear da rede, as restrições operacionais dos geradores de pico e da demanda flexível do Tipo-II. Considerando que para uma hora à frente as técnicas de previsão da demanda geram previsões mais consistentes, a demanda não gerenciável é considerada como um parâmetro de entrada não estocástico e neste trabalho corresponde ao valor médio da carga de cada consumidor. A formulação matemática do modelo de despacho para uma hora à frente é apresentada através das equações (3.36) a (3.39).

$$\text{Minimizar } \sum_{s=1}^{n_S} \pi_s \left(\sum_{t=1}^{n_T} \left(\sum_{f=1}^{n_{GF}} \left(P_{RE_{GF,t}} - P_{GF,t}^s \right)^2 + \sum_{i=1}^{n_{DF}} \left(P_{D,FRE_{i,t}} - P_{DF_i,t}^s \right)^2 + \left(P_{E,REF} - P_E \right)^2 \right) \right) \quad (3.36)$$

Sujeito a:

$$\underline{p_{g,t}} \leq p_{g,t}^s \leq \overline{p_{g,t}} \quad g = 1 \dots n_G; \quad t = 1 \dots n_T \quad (3.37)$$

$$DR_f \leq (p_{GF,t}^s - p_{GF,t}^s) \leq UR_f \quad f = 1 \dots n_{GF} \quad (3.38)$$

$$\begin{aligned} & \mathbf{p}_{L_t} + \mathbf{A}_D \cdot \mathbf{p}_{d_t}^S + \mathbf{A}_r \cdot \mathbf{p}_{r_t}^S + \mathbf{B} \cdot \boldsymbol{\theta}_t^S - \mathbf{A}_G \cdot \mathbf{p}_{g,t}^S - \mathbf{A}_{FV} \cdot \mathbf{p}_{FV_t}^S - A_{GF} \cdot \mathbf{p}_{GF_t}^S \\ & - A_{DF} \cdot \mathbf{p}_{DF_t}^S = 0 \end{aligned} \quad (3.39)$$

Onde:

- $\mathbf{p}_{L_t}$: Vetor ($n_B \times 1$) de demanda não despachável do sistema;
- $\mathbf{p}_{PV}$: Vetor ($n_{FV} \times 1$) de produção de potência FV;
- $\mathbf{A}_G$: Matriz de incidência ($n_B \times n_G$) barra-geradores térmicos e ponto de conexão;
- $\mathbf{A}_{FV}$: Matriz de incidência ($n_B \times n_{FV}$) barra-geradores FV;
- $\mathbf{A}_D$: Matriz de incidência ($n_B \times n_D$) barra- cargas flexíveis Tipo-I;
- $\mathbf{A}_r$: Matriz de incidência ($n_B \times n_r$) barra- cargas flexíveis Tipo-I modeladas através de variáveis inteiras;
- $\mathbf{A}_{DF}$: Matriz de incidência ($n_B \times n_{DF}$) barra- cargas flexíveis Tipo-II;
- $\boldsymbol{\theta}_t$: Vetor ($n_B \times 1$) de ângulos de tensão para o fluxo de potência linearizado;
- $\mathbf{B}$: Matriz de admitância ($n_B \times n_B$) do fluxo de potência linearizado;

3.9. Considerações Finais

Convencionalmente, geradores são utilizados para atender às imprevisibilidades do sistema, como aumento de carga. Contudo, com a inserção de fontes de geração renováveis com características intermitentes, como a fotovoltaica e a eólica, aumenta-se a estocasticidade do sistema fazendo com que esses geradores não tenham a flexibilidade necessária ao sistema.

Dessa forma, a estratégia de despacho proposta, o GS-FV-DEE visa garantir disponibilidade dos recursos flexíveis com capacidade rápida de resposta à intermitência da produção de geradores fotovoltaicos, ainda no pré-despacho, com o objetivo de mitigar impactos no sistema.

Além disso, a modelagem do despacho para um dia à frente e para uma hora à frente, possuem resoluções de tempo horárias e sub-horárias, de quinze minutos, o que permite vislumbrar e dar condições ao sistema de suavizar os impactos da inserção da geração renovável fotovoltaica de modo mais eficiente, pois captura-se a variação e estocasticidade dos geradores FV nas duas escalas de tempo. Isso permite que o operador do sistema defina as ações corretivas de forma mais adequada.

Após a apresentação detalhada de cada etapa da estratégia de despacho proposta nesta tese, a Figura 3.5 esquematiza o fluxo de informação entre as três etapas.

No próximo capítulo, considerando as características do problema GS-FV-DEE, apresenta-se em detalhes as meta-heurísticas e suas adequações aplicadas na solução do problema de otimização.

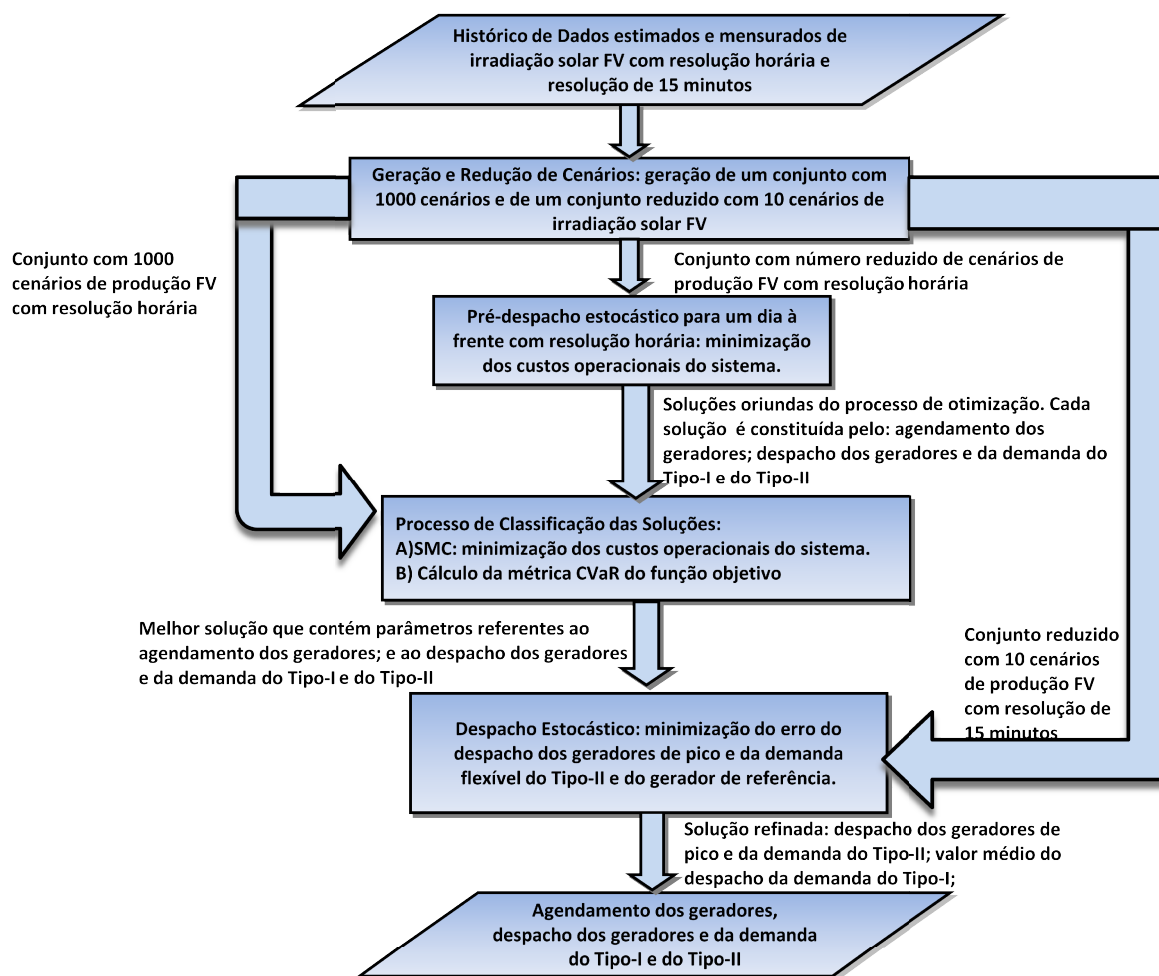


Figura 3.5: Fluxo de informações entre as etapas da estratégia de despacho proposta: GS-FV-DEE.

CAPÍTULO 4

UMA META-HEURÍSTICAS HÍBRIDA DEDICADA À OTIMIZAÇÃO DO PROBLEMA DE GS-FV-DEE

"De aço e de flores. O aprimorado da vida ainda insiste em nascer dos contrários."

Pe. Fábio de Melo

4.1. Introdução

Segundo Gendreau e Potvin (2010) meta-heurísticas são métodos de solução de problemas que, em sua definição original, combinam processos de melhoria local e estratégias de alto nível para criar um processo capaz de escapar de ótimos locais e realizar uma busca robusta em um espaço de solução. Com o tempo, esses métodos também passaram a incluir outros procedimentos ou estratégias empregadas para escapar da armadilha da otimalidade local em um espaço de soluções complexo. Essas estratégias especialmente utilizam uma ou mais estruturas de vizinhança como meio para definir movimentos admissíveis para a transição de uma solução para outra, ou para construir ou destruir soluções. A exploração da vizinhança de uma solução depende do tipo de procedimento utilizado.

Segundo Boussaid, Lepagnot e Siarry (2013) a maior parte das meta-heurísticas possuem algumas características em comum: são inspiradas na natureza (baseadas em princípios físicos, biológicos ou etiológicos); fazem uso de componentes estocásticos (variáveis aleatórias); não utilizam gradientes ou matriz Hessiana da função objetivo; e possuem parâmetros que precisam ser definidos de acordo com o problema.

Nos últimos trinta anos, várias meta-heurísticas vêm sendo desenvolvidas. Podem ser citados o método "simulated annealing" criado por Kirkpatrick et al. em 1982; o método "tabu search" proposto por Glover em 1986; a primeira patente da programação genética registrada por Koza em 1988 (posteriormente em 1989 Goldberg publicou o livro dos algoritmos genéticos); o algoritmo "ant-colony" publicado por Dorigo em 1992. Além dessas, podem ser citados o algoritmo "particle swarm optimization" (PSO) desenvolvido por Kennedy e Eberhart (1995); e o algoritmo de evolução diferencial (ED) desenvolvido por Storn e Price em 1997, dentre outros.

Os algoritmos evolucionários PSO e ED, que possuem base populacional, são utilizados desde do início do desenvolvimento deste trabalho por se adequarem ao modelo de despacho estocástico. Ressalta-se também que tanto o PSO quanto o ED foram inicialmente desenvolvidos para problemas de otimização definidos através de variáveis contínuas. Por isso neste trabalho, com a representação do agendamento de geradores e da carga de alguns consumidores através de variáveis binárias e inteiras, a meta-heurística Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP) passa a ser utilizada junto com o algoritmo de ED. A motivação para a utilização desses algoritmos envolve três de suas características: são extremamente flexíveis quanto à formulação do problema, isto é, em

relação à função objetivo e às restrições do problema; são de fácil implementação e permitem que o conhecimento do modelo do problema abordado seja utilizado para melhorar a convergência. Além disso, a meta-heurística desenvolvida permite que o problema de despacho seja resolvido em duas etapas. Primeiramente, o problema combinatorial é resolvido, restringindo o espaço de busca. Em uma segunda etapa, o problema definido em um espaço de busca contínuo é solucionado. Este processo permite que soluções sejam criadas com o menor custo computacional possível.

Dessa forma, desenvolve-se neste trabalho uma meta-heurística híbrida GRASP-ED dedicada à solução do problema de despacho proposto nesta tese. Observa-se que a meta-heurística híbrida é aplicada na solução do pré-despacho, que consiste em um problema de programação inteira mista. Por sua vez, o algoritmo ED é aplicado ao problema de classificação das soluções e do despacho para uma hora à frente. Nas próximas seções as meta-heurísticas ED e GRASP-ED, utilizadas na solução do problema de otimização GS-FV-DEE, proposto nesta tese, são apresentadas.

4.2. Algoritmo de Evolução Diferencial- ED

Baseado em processos evolucionários como a mutação, recombinação e a seleção, o algoritmo de evolução diferencial (ED) tem se destacado na literatura. Além de ser de simples implementação, e possuir um número pequeno de parâmetros de controle, o algoritmo ED tem apresentado um ótimo desempenho na solução de problemas unimodais, multimodais, separáveis ou não separáveis, restritos, multiobjetivo e dinâmicos (Das e Suganthan, 2011). Ainda segundo esses autores, como o número de parâmetros do algoritmo ED é pequeno pode-se adequá-lo a problemas de dimensão elevada e com alto custo computacional, como os problemas de otimização desenvolvidos nesta tese. Sendo assim, o ED/rand-to-best/1/bin é implementado neste trabalho conforme descrito em (Das e Suganthan, 2011; Abou El Ela e Abido, 2010; Noman e Iba, 2008; Varadarajan e Swarup, 2008; Guimarães, 2009).

O algoritmo ED implementado considera que o processo de mutação se inicia com a criação de um vetor mutante: um indivíduo combina-se com a melhor solução da população atual, e a ponderação do resultado é perturbada pela diferença escalar entre dois indivíduos mutuamente distintos e escolhidos aleatoriamente, como descrito em (4.1). O processo de recombinação e de seleção são apresentados em (4.2) e (4.3), respectivamente. Em (4.2) e (4.3), $gbest^{k-1}$ é o melhor indivíduo na iteração (k-1) e P_j^{K-1} é um indivíduo atual da geração (k-1); $ran1$ e $ran2$ são números inteiros aleatórios distribuídos uniformemente entre $[1, n]$; n

é o número de indivíduos; F é o fator de amplificação, usualmente definido no intervalo $[0,2]$; V_j^K é o vetor diferença ($nl \times 1$) obtido através do processo de mutação; $rand(i)$ e $rnbr(i)$ são números uniformemente distribuídos entre $[0,1]$ e $[1,nv]$ respectivamente para cada componente i do indivíduo j ; $rand(i)$ é um número real, enquanto $rnbr(i)$ é um número inteiro; nv é o número de variáveis do problema, igual à dimensão de cada indivíduo; o parâmetro CR define a probabilidade de ocorrência do processo de recombinação. Em (4.3) FO é o valor da função objetivo de cada indivíduo j . A Figura 4.1 apresenta o fluxograma simplificado do algoritmo de evolução diferencial.

Neste trabalho o algoritmo ED é utilizado de duas formas: (i) como algoritmo otimizador do MSMC; e (ii) como algoritmo explorador de um espaço de busca estocástico, chamado de algoritmo de evolução diferencial adaptado (EDA), como apresentado na Tabela 4.1. O EDA é adaptado para a solução do problema de despacho estocástico considerando um conjunto reduzido de cenários do parâmetro estocástico de entrada. Essa adaptação é inspirada em uma adequação proposta para problemas estocásticos cujo parâmetro estocástico é representado por um conjunto reduzido de cenários (Ji *et al.* 2014). Cada solução candidata corresponde a uma matriz ($n_v \times n_c$), em que n_v é número de variáveis do problema e n_c corresponde ao número de cenários. A FO corresponde a uma média ponderada do custo operacional do sistema teste no horizonte de tempo, como apresentado na equação (3.31).

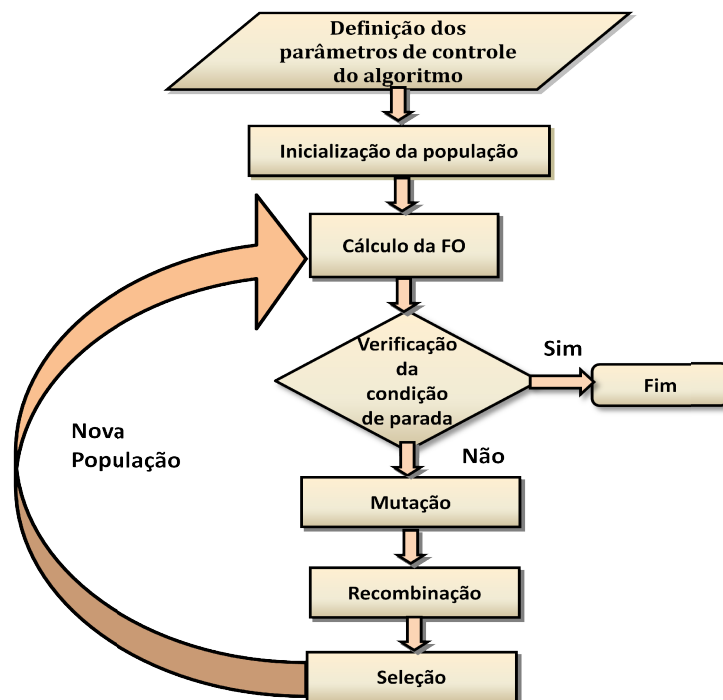


Figura 4.1: Fluxograma do algoritmo de ED.

$$V_{i,j}^k = F * (gbest_i^{k-1} - P_{i,j}^{k-1}) + F * (P_{i,ran1}^{k-1} - P_{i,ran2}^{k-1}) \quad (4.1)$$

$$Z_{i,j}^k = P_{i,j}^{k-1} + V_{i,j}^k$$

$$U_{i,j}^k = \begin{cases} Z_{i,j}^k & \text{se } (rand(i) \leq CR) \text{ ou } (i = rnbr(i)) \\ P_{i,j}^{k-1} & \text{se } (rand(i) > CR) \text{ e } (i \neq rnbr(i)) \end{cases} \quad (4.2)$$

$$P_j^k = \begin{cases} U_j^k & \text{se } FO(U_j^k) \leq FO(P_j^{k-1}) \\ P_j^{k-1} & \text{se } FO(P_j^{k-1}) \leq FO(U_j^k) \end{cases} \quad (4.3)$$

Tabela 4.1: Pseudocódigo do algoritmo EDA

Entrada:	Número máximo de gerações, NG ; os valores dos parâmetros F e CR ; e o número de indivíduos, nl ; conjunto de cenários reduzido com n_c cenários.
Saída:	Melhor solução de acordo com as condições do problema.
Passo 1	Inicialização dos indivíduos: Na primeira iteração, o componente i do indivíduo j é gerado aleatoriamente para cada cenário. O indivíduo tem dimensão $(n_v \times n_c)$.
Passo 2	Tratamento das Restrições: Para cada um dos n_c cenários, as restrições de igualdade do fluxo de potência, restrições de energia dos consumidores flexíveis e restrições operacionais de cada variável são tratadas para o posterior cálculo da FO de cada partícula.
Passo 3	Cálculo do valor da função objetivo para cada indivíduo: A FO corresponde a uma média ponderada do custo operacional do sistema no horizonte de tempo.
Passo 4	Execução do processo de mutação: para cada indivíduo executa-se o processo de mutação, como apresentado em (4.1). Neste caso, $gbest^{k-1}$ corresponde ao melhor indivíduo da geração, que possui o melhor valor da FO.
Passo 5	Execução do processo de recombinação: para cada indivíduo executa-se o processo de recombinação, como apresentado em (4.2).
Passo 6	Cálculo da FO e Processo de Seleção: o processo de seleção é realizado comparando-se os valores de FO da geração atual e anterior de acordo com (4.3).
Passo 7	Verificação do critério de Parada: Se o critério de parada não é observado, o algoritmo continua a partir do Passo 3.

4.3. GRASP-ED

Segundo Boussaid, Lepagnot e Siarry (2013), o *Greedy Randomizer Adaptive Search Procedure* é uma meta-heurística de multi-inicialização para problemas de otimização combinatoriais, proposta por Feo e Resende (1989). Segundo os autores cada iteração do GRASP consiste basicamente em dois passos: construção e busca local (Kacprzak, Walkowiak e Wozniak, 2012). O processo de construção consiste em construir uma solução factível usando uma heurística aleatória na qual a solução factível é construída iterativamente, por exemplo, em cada iteração um elemento é incorporado à solução parcial, até que a solução esteja completa. De maneira mais detalhada, em cada iteração da heurística, uma lista de candidatos é formada por todos os elementos que podem ser inclusos na solução parcial sem violar a factibilidade. Essa lista é ordenada através de uma função "*greedy*", que mensura o benefício de cada elemento selecionado. Em seguida, a solução candidata que passará pelo processo de busca contínuo é escolhido aleatoriamente entre os melhores candidatos da lista chamada "lista restrita de candidatos". No segundo passo, a solução é usada como solução inicial para o processo de otimização com espaço de busca contínuo. Depois de um dado número de iterações, o GRASP retorna a melhor solução encontrada.

A seleção aleatória de um elemento dessa lista representa o aspecto probabilístico do GRASP. A lista restrita de candidatos pode ser limitada pelo número máximo de elementos, p elementos, ou pela qualidade dos mesmos. No segundo caso pode-se definir os limites da função "*greedy*", através de um parâmetro α . O termo "*greedy*" é normalmente traduzido no contexto de otimização como "guloso". Esse parâmetro define o compromisso entre intensificação e diversificação das soluções geradas pelo GRASP. Quando o parâmetro α tende a zero diz-se que processo é puramente aleatório e quando ele tende a um (1) o processo é totalmente guloso.

O desempenho do GRASP é muito sensível ao parâmetro α , e muitos autores sugerem que α seja inicializado com um valor constante que pode ser modificado dinamicamente de acordo com uma distribuição de probabilidade, ou automaticamente atualizado durante o processo de busca de acordo com algum critério pré-definido (Boussaid, Lepagnot e Siarry, 2013; Gendreau e Potvin, 2010).

Com o intuito de melhorar seu desempenho, o GRASP pode ser combinado com outras meta-heurísticas como o "*tabu search*" ou "*simulated annealing*" (Cotta e Fernández, 2004). Neste trabalho, após a construção de uma solução no espaço discreto (que define o

agendamento de geradores e a carga flexível de alguns consumidores), o processo de busca no espaço com variáveis contínuas é realizado através de um ED adaptado. Dessa forma nomeia-se a meta-heurística híbrida utilizada neste trabalho como GRASP-ED. Decide-se pela abordagem híbrida e não por um algoritmo com capacidade de resolver simultaneamente tanto a parte discreta quanto a contínua, como o algoritmo genético, por vários fatores. Dentre eles pode-se citar: (i) a eficiência comprovada na literatura especializada dos dois algoritmos em resolver problemas com as mesmas características do problema proposto nesta tese (Viana, Sousa Matos, 2003; Cotta e Fernández, 2004); (ii) o fato de se procurar nesta etapa um algoritmo adequado ao problema de despacho econômico proposto para se observar através dos resultados oriundos do algoritmo a eficácia ou não da estratégia de despacho proposta, sem a pretensão de se definir o melhor algoritmo para esse tipo de problema; (iii) implementação fácil e direta da meta-heurística GRASP e do algoritmo ED; e (iv) quantidade reduzida de parâmetros para se definir tanto para o ED quanto para o GRASP; além disso, (v) essa meta-heurística permite a otimização sobre um espaço de busca reduzido, isto é, as soluções construídas pelo GRASP consideram informações específicas sobre o problema, e apenas essas alternativas estrategicamente construídas são otimizadas pelo ED, diminuindo o custo computacional.

Nessa abordagem utiliza-se o GRASP-ED como otimizador das variáveis inteiras, binárias e contínuas do problema de despacho proposto, o GS-FV-DEE. Esse processo de otimização em forma simplificada é apresentado através do fluxograma da Figura 4.2. O processo de construção do GRASP ilustrado através do fluxograma da Figura 4.3, é apresentado em sequência. Durante o processo de construção são estabelecidas n soluções. Contudo apenas uma será utilizada no processo de busca com variáveis contínuas.

A primeira parte de uma solução consiste nas variáveis binárias que correspondem ao agendamento dos geradores. No processo de construção da primeira parte de uma solução utiliza-se o processo de perturbação $S_{g,t}$ apresentado em (4.4). A função "greedy" desta primeira parte da solução, apresentada em (4.5), observa a capacidade máxima de geração dos geradores agendados para cada intervalo de tempo mais o custo de partida dos geradores em cada intervalo de tempo. Em (4.4), $rand$ é um número aleatório uniformemente distribuído entre $[0,1]$; Pr representa a probabilidade da variável binária ser igual a 1; S representa a solução que está sendo perturbada, para cada gerador g , em cada intervalo de tempo t ; c corresponde à carga do consumidor em cada intervalo de tempo t . Em (4.5), g_f é a função "greedy"; $\underline{g_f}$ e $\overline{g_f}$ são seus limites e representam respectivamente

o melhor e o pior valor da função "*greedy*", α é um parâmetro geralmente definido entre 0 e 1; $Custo_{DM_t}$ corresponde ao custo do gerador g operando em seu nível máximo de produção; SC corresponde ao custo de partida de cada gerador g .

A segunda parte de uma solução consiste nas variáveis inteiras que correspondem ao despacho de cargas flexíveis para cada intervalo. No processo de construção da segunda parte de uma solução utiliza-se o processo de perturbação $S_{c,t}$ apresentado em (4.4). Em (4.4), Pr_1 e Pr_2 representam os limites de probabilidade de cada valor possível (Z_1 , Z_2 e Z_3) para o despacho de uma carga. A função "*greedy*" desta segunda parte da solução, apresentada em (4.6), corresponde à função objetivo de um processo de otimização que tem como objetivo a minimização de custos de geração dos geradores agendados na primeira parte da solução e o custo dos incentivos pagos aos consumidores do Tipo-II. Considera-se o atendimento da demanda média do sistema, os limites de geração dos geradores, e a restrição de energia. Essa função objetivo é modelada desta forma com a finalidade das cargas serem alocadas no horizonte de tempo gerando custos operacionais mais baixos. O processo de otimização é realizado através de algoritmos disponíveis no ambiente de simulação, como o algoritmo de pontos interiores. A otimização prévia é realizado para permitir a seleção da solução mais adequada. Em (4.6), $Custo_{OP_t}$ corresponde ao custo de operação do intervalo t .

O pseudocódigo da meta-heurística híbrida GRASP-ED é apresentado em detalhes na Tabela 4.2 estruturado em passos. Por sua vez, a adequação da meta-heurística GRASP-ED para a solução de problemas estocásticos baseados em cenários, é apresentada através da Tabela 4.3. Destaca-se que o processo de construção e o processo de otimização com espaço de busca contínuo são realizados conforme discutido anteriormente.

$$S_{g,t} = \begin{cases} 1, & \text{se } (rand(g) \leq Pr) \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

$$S_{c,t} = \begin{cases} Z_1, & \text{se } (0 \leq rand(c) \leq Pr_1) \\ Z_2, & \text{se } (Pr_1 < rand(c) \leq Pr_2) \\ Z_3, & \text{se } (rand(c) > Pr_2) \end{cases} \quad (4.4)$$

$$\underline{g}_f \leq g_f \leq \underline{g}_f + \alpha (\overline{g}_f - g_f) \quad (4.5)$$

$$g_f = \sum_{t=1}^{n_T} \left(Custo_{DM_t} + \sum_{g=1}^{n_G} SC_{g,t} \right)$$

$$\underline{g}_f \leq g_f \leq \underline{g}_f + \alpha (\overline{g}_f - g_f) \quad (4.6)$$

$$g_f = \sum_{t=1}^{n_T} (Custo_{OP_t})$$

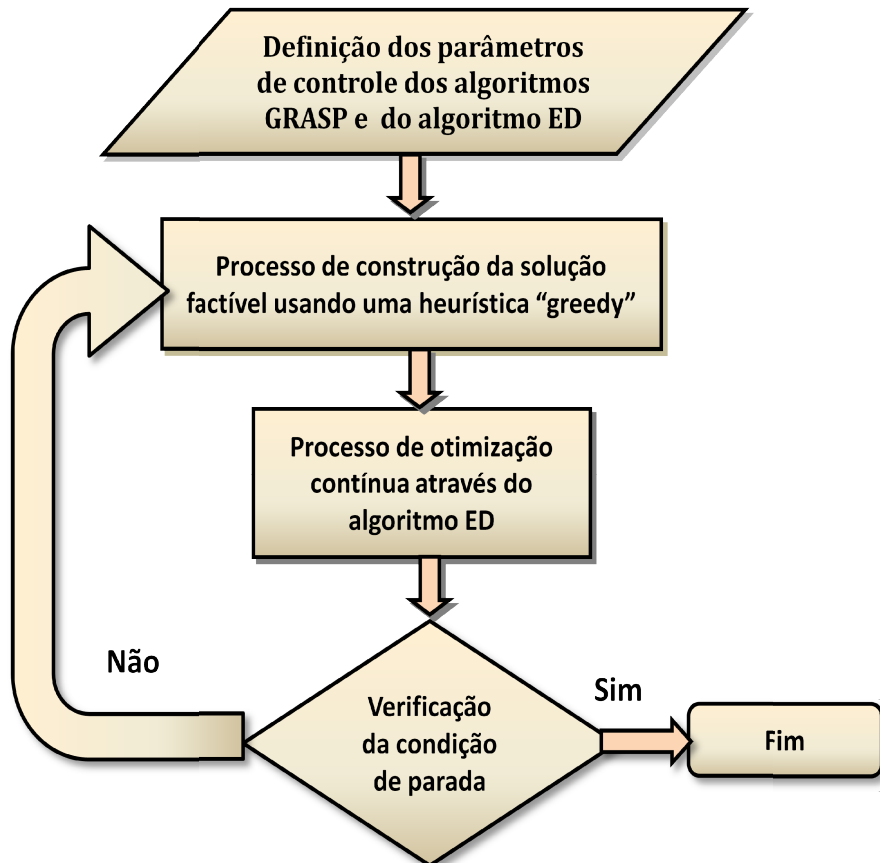


Figura 4.2: Fluxograma do algoritmo GRASP-ED.

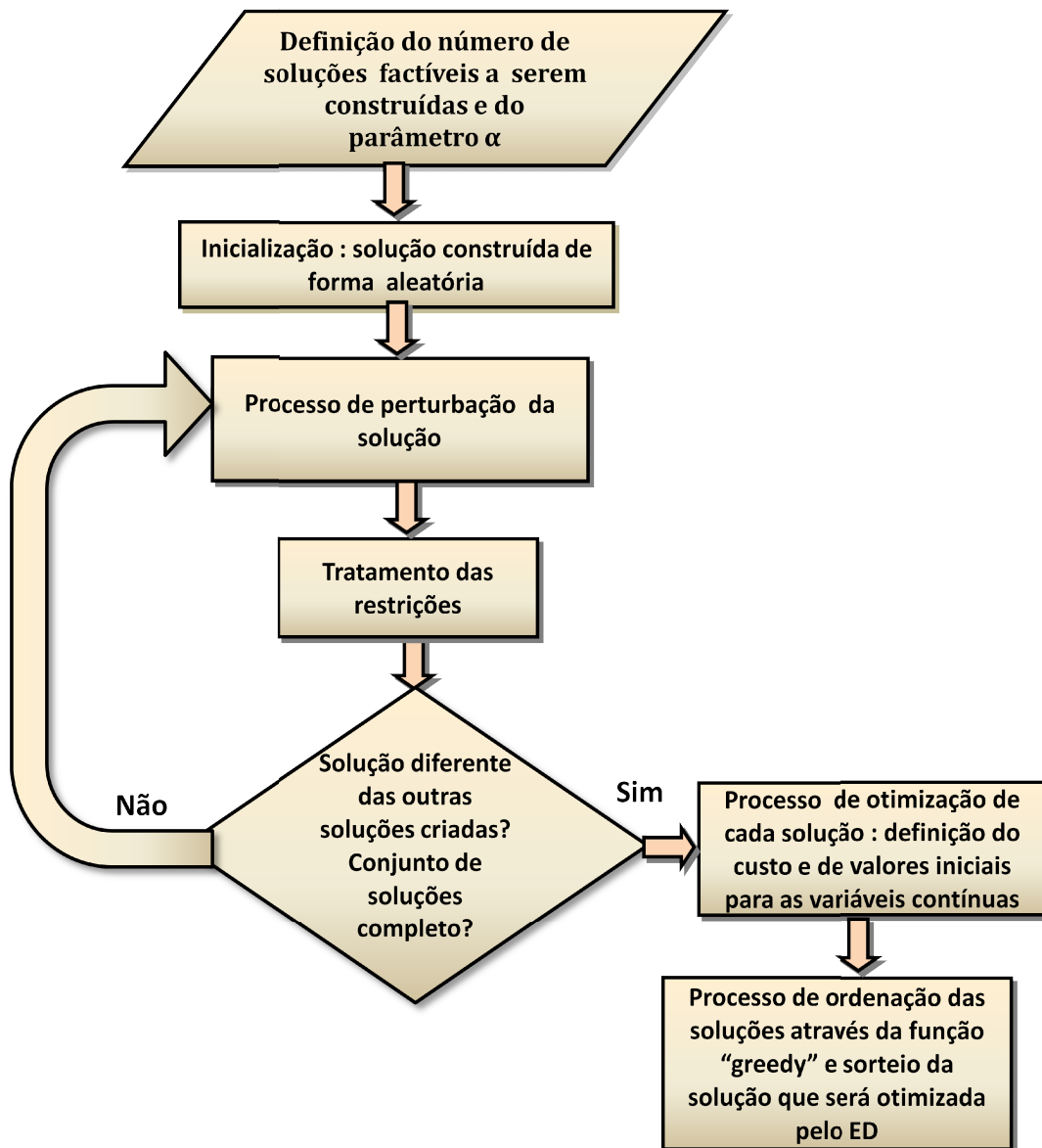


Figura 4.3: Fluxograma do processo de construção desempenhado pelo GRASP-ED.

Tabela 4.2: Pseudocódigo da Meta-heurística Híbrida GRASP-ED.

Entrada:	Define-se para o GRASP o número de iterações, o número de soluções candidatas que devem ser construídas em cada iteração do GRASP, e o valor do parâmetro α . Por sua vez, para o algoritmo de otimização contínua, ED, são especificados o número máximo de gerações (NG), o fator de amplificação F , a probabilidade de recombinação CR e o número de indivíduos nI .
Saída:	Conjunto de soluções com quantidade igual ao número de iterações do GRASP.
Passo 1	Processo de construção de soluções candidatas factíveis: (i) Na primeira iteração da meta-heurística GRASP uma solução candidata é construída através de um processo aleatório que respeita os limites operacionais de cada variável. Em sequência perturbações são realizadas sobre a essa solução até que n soluções candidatas sejam construídas. O processo de perturbação ocorre de acordo com (4.4). (ii) A partir da segunda iteração do GRASP, a melhor solução obtida na iteração anterior é perturbada até que sejam construídas n novas soluções, diferentes das anteriores, de acordo com (4.4). O processo perturbação também respeita os limites operacionais de cada variável. A factibilidade das soluções construídas é garantida através de um processo de tratamento das restrições considerando o tipo de cada variável.
Passo 2	Ordenação das soluções candidatas factíveis: São construídas n soluções factíveis com uma parte que contém variáveis binárias e outra que contém variáveis inteiras. A função " <i>greedy</i> " do problema GS-FV-DEE, para as variáveis binárias referentes ao agendamento dos geradores, corresponde ao custo de partida de todos os geradores mais o custo da operação desses geradores em seu limite máximo em cada intervalo de tempo, como apresentado em (4.5). A evolução das variáveis inteiras correspondentes à demanda flexível de consumidores do Tipo-I individualmente, é realizada através de um problema de otimização descrito em (4.6) que tem como objetivo minimizar custos operacionais do sistema. Esse processo de otimização é realizado através do algoritmo de "Pontos interiores" que define o valor da função " <i>greedy</i> ". Isto quer dizer que a função " <i>greedy</i> " assume o valor da função objetivo oriunda do processo de otimização. Um processo de ordenação e escolha da parte binária e da parte que corresponde às variáveis inteiras da solução que participará do processo de otimização contínuo é realizado separadamente. Observa-se que o processo de escolha dessa solução é baseado no parâmetro α , igual a 0,6, que define os limites mínimo e máximo das funções objetivo das soluções candidatas que participaram do sorteio.
Passo 3	Processo de busca local: As variáveis binárias e inteiras construídas através do processo de construção do GRASP são consideradas como variáveis de entrada no processo de busca local. No processo de otimização contínuo, realizado através do algoritmo ED, a solução escolhida através do Passo 2 é considerada como um parâmetro de entrada.
Passo 4	Verificação do critério de Parada: O critério de parada envolve o número de iterações do GRASP-ED. Se o critério de parada não é observado, o algoritmo continua a partir do Passo 1.

Tabela 4.3: Pseudocódigo da Meta-heurística GRASP-ED para Problemas Estocásticos

Entrada:	Como dados de entrada tem-se o conjunto reduzido de cenários de produção solar FV. Define-se para o GRASP o número de iterações, o número de soluções candidatas que devem ser construídas em cada iteração do GRASP, e o valor do parâmetro α . Por sua vez para o algoritmo de otimização contínua, ED, são especificados o número máximo de gerações (NG), o fator de amplificação F , a probabilidade de recombinação CR e o número de indivíduos nl .
Saída:	Conjunto de soluções com quantidade igual ao número de iterações do GRASP.
Passo 1	Processo de construção de soluções candidatas factíveis: O processo de construção para o problema estocástico diferencia-se pelo fato de serem construídas soluções para cada um dos cenários de geração FV. O processo de construção da primeira solução e de perturbação das soluções subsequentes para cada cenário é o mesmo do algoritmo GRASP-ED da Tabela 4.4.
Passo 2	Ordenação das soluções candidatas factíveis: O processo de ordenação também é realizado tendo como base o processo descrito no Passo 2 do algoritmo descrito na Tabela 4.2.
Passo 3	Processo de otimização contínuo: No processo de otimização a solução escolhida através do Passo 2 é utilizada como parâmetro de entrada. O processo de otimização consiste em minimizar os custos operacionais segundo o modelo apresentado no Capítulo 3 segundo as equações (3.18) a (3.30). Aplica-se o algoritmo ED ao processo de otimização que considera o espaço de busca definido por variáveis contínuas. ^b
Passo 4	Verificação do critério de Parada: O critério de parada envolve o número de iterações do GRASP. Se o critério de parada não é observado, o algoritmo continua a partir do Passo 1.

4.4. Tratamento das Restrições

Estratégias especiais são utilizadas para forçar o atendimento da restrição intertemporal modelada no Capítulo 3. A estratégia aplicada é detalhada a seguir.

Em relação aos limites operacionais dos geradores ou de consumidores flexíveis, considera-se que se houver violação de um desses limites a variável deve assumir o valor limítrofe violado.

Restrição Intertemporal de Energia

O tratamento das restrições da demanda flexível, quando essa é representada por variáveis contínuas ou discretas, é realizado através de um procedimento heurístico apresentado em trabalhos anteriores (Araújo e Uturbey, 2012, Araújo e Uturbey 2013 (a)).

Nesse procedimento, o balanço da energia é obtido através do ajuste da demanda flexível em um intervalo que é definido de maneira aleatória. São realizados (n_T-1) sorteios. Nos casos em que a restrição energética continua ineficaz, utiliza-se uma função de penalidade externa, que corresponde à diferença entre o valor da energia que deveria ter sido despachado e o valor realmente despachado. Essa diferença é multiplicada por um fator de penalidade igual a 100. A função de penalidade é adicionada à FO original do problema de otimização.

Agendamento do Geradores Térmicos

A verificação e reparação do agendamento de cada um dos geradores térmicos considerados no sistema é realizada através de um algoritmo reparador. Esse algoritmo verifica em cada intervalo de tempo se o gerador pode ser ligado ou desligado de acordo com limites pré-definidos. Se o estado atual do gerador é $u_t=1$, isto é, ligado, mas de acordo com suas condições não poderia ter sido ligado, o estado do mesmo é modificado para $u_t=0$. E se o estado atual do gerador é $u_t=0$, desligado, é o mesmo não poderia ter sido desligado, o seu estado é corrigido para $u_t=1$.

4.5. Considerações Finais

Neste capítulo as meta-heurísticas aplicadas na solução do problema de despacho estocástico proposto são apresentadas. Em geral, as meta-heurísticas aplicadas nesta abordagem desempenham um processo de pesquisa do espaço de busca caracterizado por estratégias estocásticas de exploração, como um caminho alternativo para escapar de ótimos locais.

Em relação ao critério de parada das meta-heurísticas ressalta-se que esse é determinado pelo número de iterações definido para cada algoritmo.

A utilização das meta-heurísticas se dá pela adequação desses algoritmos às características do problema. O emprego do GRASP-ED justifica-se pela necessidade de otimizar um problema de programação inteira mista com um espaço de busca complexo, isto é, multimodal, descontínuo e com um grande número de variáveis inteiras. Sendo assim, a meta-heurística soluciona o problema em duas etapas: (i) Primeiramente o problema definido através de variáveis binárias e inteiras; (ii) E, em uma segunda etapa o problema definido através de variáveis contínuas. Além disso, esses algoritmos possuem sua eficácia comprovada na literatura especializada e de implementação direta e seu processo de

construção de soluções pode ser adequado às condições do problema de otimização com facilidade

Ressalta-se que o desenvolvimento da meta-heurística híbrida não tem a intenção de apresentar a melhor ferramenta para a solução deste tipo de problema. Apenas sugere-se uma técnica de otimização compatível e dedicada à solução do problema proposto.

Dando continuidade à análise do modelo de despacho proposto, o próximo capítulo apresenta o processo de validação da restrição de flexibilidade apresentada como restrição adicional ao processo de despacho em sistemas com presença de geração FV.

CAPÍTULO 5

ANÁLISE DOS CONJUNTOS DE CENÁRIOS GERADOS, DA META- HEURÍSTICA GRASP-ED E DA RESTRIÇÃO DE FLEXIBILIDADE

"Não pare em suas limitações, desnude-as e vença-as."

Autor desconhecido

5.1. Introdução

Neste capítulo são apresentados e discutidos os resultados referentes à verificação de qual metodologia de cálculo da matriz de covariância dos dados de radiação gera cenários mais consistentes. Valida-se também o conjunto reduzido de cenários de radiação fotovoltaica. Verifica-se as principais diferenças entre os resultados obtidos através do GAMS e da meta-heurística híbrida GRASP-ED. Além disso, discute-se o impacto da restrição de flexibilidade na operação de um sistema com geração FV.

Todas as simulações apresentadas neste capítulo são conduzidas através do sistema teste IEEE 30-barras modificado que possui três (3) geradores térmicos convencionais, um (1) gerador de pico e um (1) gerador fotovoltaico, e um gerador de referência. Os geradores térmicos estão localizados nas barras #2, #11, #13; o gerador de referência está localizado na barra #1; o gerador de pico está localizado na barra #8 e o gerador fotovoltaico na barra #5. O gerador de referência representa o ponto de conexão com o sistema externo. São considerados vinte e um (21) consumidores, sendo que desse conjunto seis (6) são consumidores flexíveis do Tipo-I e apenas um consumidor (1) é do Tipo-II. Maiores detalhes sobre o sistema teste, incluindo o diagrama unifilar, são apresentados no Anexo A, através das Tabelas A1, A2 e A3. Considera-se ainda nas simulações um horizonte de despacho de 24 intervalos de tempo e que a energia comprada do sistema externo é mais cara nos intervalos de tempo #17, #18 e #19. O dia de referência dos cenários de radiação solar FV gerados é o dia vinte e dois de dezembro de 2013 (22/12/2013), que é uma dia atípico cujos dados observados de radiação indicam que esse tenha sido um dia parcialmente nublado ao meio-dia.

Primeiramente são realizadas simulações que visam identificar a melhor dentre duas metodologias de cálculo da matriz de covariância, COV1 e COV2, para estabelecer a correlação temporal de dados de radiação solar fotovoltaica. Para isso, dois conjuntos de cenários são gerados, um a partir de COV1 e o outro a partir de COV2, técnicas apresentadas no Capítulo 3. A validação da melhor metodologia de cálculo da matriz de covariância é realizada através de métricas estatísticas utilizadas na literatura especializada. Utiliza-se a técnica "*backward*" de redução de cenários para gerar o conjunto reduzido de cenários de radiação solar FV. Valida-se o conjunto reduzido de cenários através de simulações que também utilizam o sistema teste IEEE-30 barras modificado. Neste caso, são realizadas simulações pelo método de Monte Carlo (SMC) no ambiente "*General Algebraic Modeling System*" (GAMS) e no ambiente Matlab e, posteriormente, simulações utilizando o algoritmo EDA, implementado em ambiente Matlab.

Neste capítulo também são apresentados resultados com objetivo de avaliar o impacto da restrição de flexibilidade na operação do sistema. A restrição de flexibilidade é uma restrição que caracteriza o modelo de pré-despacho estocástico proposto. Os experimentos realizados nesta etapa do trabalho envolvem simulações do modelo de pré-despacho estocástico e do modelo de referência que corresponde ao modelo estocástico de despacho da geração e da demanda do Tipo-I, sem a restrição de flexibilidade. Ressalta-se que para os dois modelos somente a geração FV é considerada como parâmetro estocástico. As principais diferenças e pontos em comum entre esses dois modelos são apresentados na Tabela 5.1. As simulações também são conduzidas através do sistema teste IEEE-30 barras modificado. Os testes são efetivados através da utilização da meta-heurística GRASP-ED adaptada para a solução de um problema estocástico, conforme apresentado no Capítulo 4, implementada em ambiente Matlab. As simulações realizadas através do GRASP-ED utilizam um conjunto reduzido com 10 cenários de radiação solar FV.

Tabela 5.1: Comparação entre as principais características do modelo com restrição de flexibilidade e o modelo de referência, sem restrição de flexibilidade.

Características	Modelo Proposto	Modelo de Referência
Modelo do gerador fotovoltaico	Radiação modelada através de cenários	Radiação modelada através de cenários
Modelo dos consumidores flexíveis do Tipo-I	Variáveis contínuas	Variáveis contínuas
Modelo dos consumidores flexíveis do Tipo-II	Variáveis contínuas	Não possui.
Modelo da carga não gerenciada	Não estocástico	Não estocástico
Modelo dos geradores convencionais	Variáveis contínuas com limites operacionais	Variáveis contínuas com limites operacionais
Função Objetivo	Minimização do custo de operação: custo de geração + incentivos pagos aos consumidores flexíveis do Tipo-II	Minimização do custo de geração
Restrição de Flexibilidade	Possui	Não possui
Restrição de energia dos consumidores flexíveis	Possui	Possui
Restrições de agendamento das unidades geradoras	Possui	Possui
Modelo da rede	Modelo linear	Modelo linear

5.2. Análise do Cálculo da Matriz de Covariância e do Conjunto de Cenários Reduzido

A metodologia de geração de cenários apresentada por (Ma, Sun e Fang, 2013) é adotada com intuito de gerar cenários que representem adequadamente o comportamento da radiação solar FV ao longo do tempo. Recorda-se que a metodologia foca-se na representação da variação da radiação solar, embasando-se em distribuições empíricas do histórico de dados de radiação solar. Os cenários FV são amostrados através de um esquema que inicialmente gera amostras através de uma distribuição multivariada que possui como parâmetros uma matriz de médias e uma matriz de covariância. Nessa abordagem investiga-se duas técnicas de cálculo da matriz de covariância. Uma das técnicas utilizadas para o cálculo da matriz de covariância, COV1, baseia-se na matriz exponencial de covariância, cuja correlação no tempo é estabelecida através de um parâmetro de controle que determina quão forte deve ser a correlação (Ma, Sun e Fang, 2013). A outra técnica calcula a matriz de covariância, COV2, de forma direta e simples através do histórico de dados de radiação para estabelecer a relação temporal dos dados (Pinson e Girard, 2012). Considera-se que o parâmetro ε é igual a 200 e que o parâmetro λ é igual a 0,995 (Ma, Sun e Fang, 2013; Pinson e Girard, 2012). Ambas as técnicas são apresentadas em detalhes no Capítulo 3.

A avaliação do impacto das técnicas de cálculo da matriz de covariância na qualidade dos cenários gerados é realizada através de métricas que sinalizam diferentes comportamentos desses cenários. Além da variância em cada intervalo do horizonte de tempo considerado, que indica a dispersão dos dados, o chamado índice de energia avalia a habilidade de previsão para intervalos de despacho individuais (Pinson e Girard, 2012). O chamado índice de energia, E_S é apresentado em (5.1). O somatório do valor do índice em cada intervalo de tempo corresponde ao índice de energia. Em (5.1), $n_{cenarios}$ corresponde ao número de cenários; c_t é o valor observado do processo estocástico no intervalo t , $\hat{c}_t$ corresponde à previsão do processo estocástico para o intervalo t , $\| \cdot \|$ corresponde à distância Euclidiana. A outra métrica utilizada é o erro quadrático médio, EQM, estabelecido para cada intervalo de tempo, calculado de acordo com (5.2) (Bradley, Schwartz e Hashino, 2008). O EQM indica quão distante, em média, o conjunto de estimativas está do parâmetro estimado. Em (5.2), $E((f - x)^2)$, representa o valor esperado do erro quadrático, que é a diferença ao quadrado entre o valor previsto f e o valor observado x .

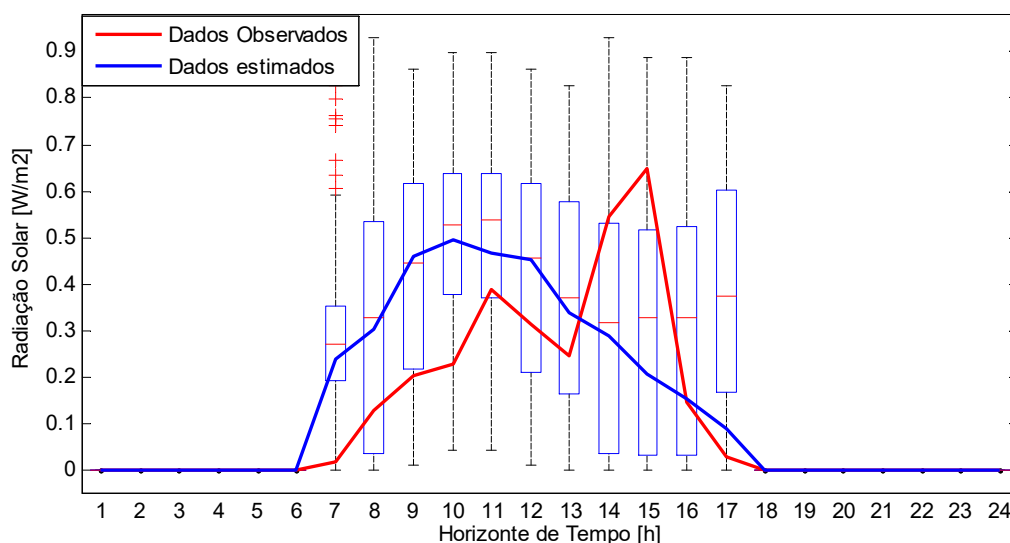
$$E_S = \frac{1}{n_{\text{cenários}}} \sum_{nc=1}^{n_{\text{cenários}}} \|c_t - \hat{c}_t^{nc}\|_2 - \frac{1}{2n_{\text{cenários}}^2} \sum_{ns=1}^{n_{\text{cenários}}} \sum_{nc=1}^{n_{\text{cenários}}} \|\hat{c}_t^{ns} - \hat{c}_t^{nc}\| \quad (5.1)$$

$$EQM_t = E((f - x)^2) \quad (5.2)$$

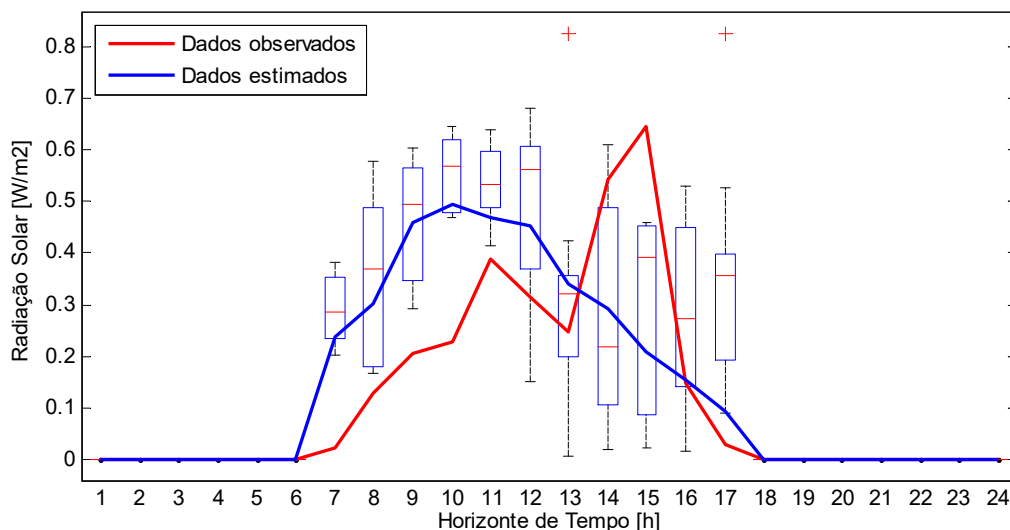
De modo geral, ao se comparar, primeiramente, os dados observados no dia de referência (22/12/2013) e os dados sintéticos, apresentados na Tabela 5.2, observa-se que há uma superestimação dos dados de radiação até décimo terceiro intervalo de tempo (13^o) para um horizonte de 24 horas. Do décimo quarto ao décimo sétimo (14^o ao 17^o) intervalo há uma tendência de se subestimar os valores de radiação solar FV. Comparando os dados da Tabela 5.2 com os dados da Tabela 5.3 observa-se que em média os cenários também são superestimados até o décimo segundo (12^o) intervalo de tempo. Ressalta-se que no décimo sétimo intervalo de tempo, em média, os cenários gerados a partir de COV1 são superestimados, ao contrário dos cenários gerados para esse intervalo a partir de COV2. A Figura 5.1 apresenta o gráfico boxplot ao longo do tempo dos cenários de radiação solar FV gerados a partir de COV1 e COV2. Para os cenários gerados a partir de COV1, nota-se que até o décimo terceiro intervalo (13^o) a mediana de cada intervalo (traço em vermelho em cada boxplot) tem valor bem próximo do valor do dado sintético (curva em azul). Do décimo quarto (14^o) intervalo em seguinte os cenários apresentam grande dispersão em torno da mediana. Em relação aos dados gerados a partir de COV2, observa-se também que do sétimo ao décimo terceiro intervalo a mediana dos cenários gerados é bem próxima ao valor dos dados de radiação estimados. Nota-se também que do décimo terceiro ao décimo quinto intervalo, onde há uma grande discrepância entre os dados observados e os sintéticos, há uma grande dispersão dos dados em torno da mediana. Contudo observa-se que no décimo quinto (15^o) intervalo o valor da mediana aumenta bruscamente, coincidindo com o intervalo de pico dos dados observados.

Os resultados apresentados nas Tabelas 5.3 e 5.4 indicam que o conjunto gerado a partir da matriz de covariância empírica COV2 reflete melhor os dados observados para o dia de referência considerado. Observa-se que a variância e o erro quadrático médio dos cenários gerados a partir de COV2 para cada intervalo de tempo são menores na maior parte dos intervalos de tempo, exceto para os intervalos #8, #9 e #10. Em relação ao índice de energia multivariado nota-se que esse parâmetro tem valores similares para os dois conjuntos de cenários. Contudo, o valor desse índice é um pouco menor quando os cenários são gerados utilizando-se a matriz COV2. Esse índice indica que os cenários gerados a partir de COV2 representam o comportamento da radiação solar no decorrer do horizonte de tempo de modo mais coerente. Ressalta-se que outros estudos apresentados na literatura

especializada também indicam que a matriz de covariância COV2 determina de forma eficiente a correlação no tempo entre dados de velocidade de vento (Pinson e Girard, 2012). Contudo, como nessa abordagem são utilizados dados de radiação solar FV uma análise, ainda que simples, dos conjuntos de cenários gerados através de duas formas de cálculo da matriz de covariância é apresentada. Além das métricas estatísticas utilizadas, outras métricas podem ser aplicadas em um estudo mais aprofundado, como o escore de Brier, e o diagrama de características operacionais, conhecido como diagrama de ROC, dentre outras (Pinson e Girard, 2012).



a) Cenários gerados a partir de COV1.



b) Cenários gerados a partir de COV2.

Figura 5.1: Gráfico boxplot dos cenários gerados a partir de COV1 e COV2 para o dia de referência 22/12/2013.

O processo de validação do conjunto reduzido de cenários de radiação solar FV, oriundo da técnica "*backward*", é realizado comparando-se os resultados alcançados através da simulação do modelo de referência sem agendamento dos geradores térmicos. Simula-se o modelo representado através das equações (3.18), (3.21), (3.22), (3.25), (3.29), desconsiderando-se o custo de partida dos geradores térmicos e o incentivo pago aos consumidores do Tipo-II, visto que o agendamento desse tipo de consumidor não são considerados no modelo de referência. As simulações são conduzidas através do MSMC simulado em ambiente GAMS, do MSMC simulado no Matlab considerando como otimizador o algoritmo ED, e através do algoritmo EDA implementado no Matlab. O sistema teste IEEE-30 barras modificado, cujos dados são apresentados no Anexo A, também é utilizado nestas simulações. Utiliza-se o conjunto de cenários gerados a partir de COV2. O único parâmetro estocástico considerado nestas simulações é a geração FV. São executadas sessenta (60) simulações do algoritmo EDA que utiliza o conjunto reduzido com 10 cenários de radiação solar FV. As simulações de MC são realizadas a partir do conjunto de 1000 cenários de radiação solar FV. Os resultados do despacho médio para os geradores situados à barra #8 e #11, G8 e G11, para as simulações de MC e do algoritmo EDA são apresentados na Tabela 5.5. Observa-se que as simulações não apresentam o mesmo padrão de despacho médio. Contudo, nos intervalos #10, #11 e #12 o gerador G8 é despachado próximo ao seu limite inferior de geração, que é igual a zero. Em relação ao gerador G11, o mesmo é despacho em seu limite máximo nas simulações de MC realizadas através do GAMS. Esse gerador, em média, é mais despachado nas simulações realizadas através do algoritmo EDA. Os resultados mostrados na Tabela 5.6, apresentam o valor médio da função objetivo para os três conjuntos de simulações. Nota-se que para o algoritmo EDA não são apresentados o valor mínimo e máximo da FO. Isso se deve ao fato de que em cada otimização do EDA ser observado o valor médio da FO em relação ao conjunto reduzido de cenários, desconsiderando o valor individual da FO para cada cenário. Esses resultados indicam que o valor médio da função objetivo nas simulações através do EDA é 16,41% maior que o valor da FO retornado pelo MSMC, simulado na plataforma GAMS, e 7,14% maior que o valor da FO alcançado pelo MSMC, simulado em Matlab utilizando o algoritmo ED como otimizador. Observa-se que mesmo utilizando um conjunto reduzido com 10 cenários de radiação solar, o valor da função objetivo alcançado é similar ao resultado gerado através das simulações de MC. A Figura 5.2 apresenta a dispersão do conjunto reduzido de cenários em relação à mediana. Nota-se que o conjunto reduzido de cenários possui o mesmo comportamento do conjunto completo com mil cenários de radiação solar FV. Esses resultados indicam que o conjunto com o número reduzido de

cenários (dez cenários) representa adequadamente o conjunto de cenários completo, que possui 1000 cenários de radiação solar FV.

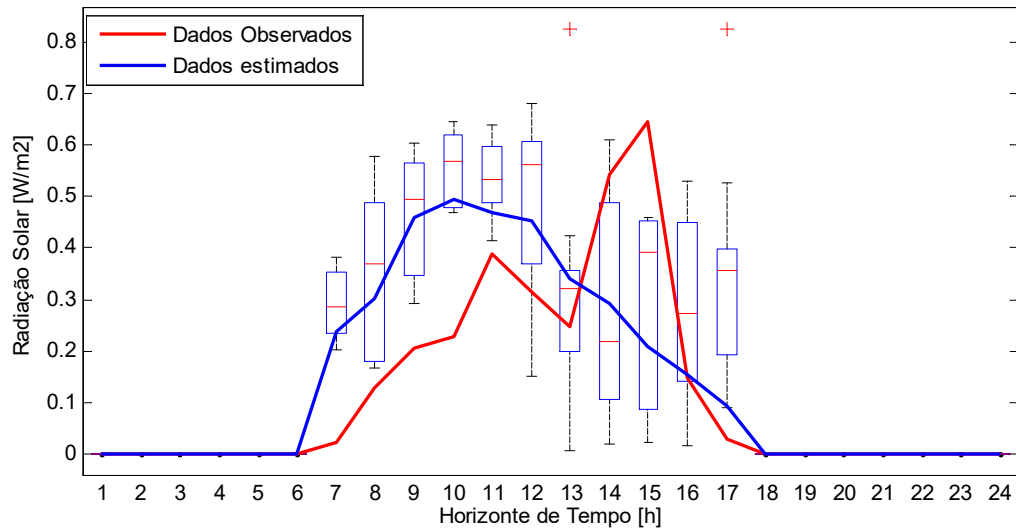


Figura 5.2: Gráfico boxplot do conjunto reduzido de cenários.

Tabela 5.2: Dados de radiação observados e sintéticos para o dia de referência (22/12/13).

Dados [W/m ²]	Horizonte de Tempo [h]										
	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Observados	0,029	0,183	0,291	0,324	0,551	0,446	0,348	0,773	0,919	0,210	0,042
Sintéticos	0,339	0,430	0,653	0,703	0,664	0,642	0,482	0,413	0,294	0,217	0,130

Tabela 5.3: Avaliação estatística dos conjuntos de cenários de radiação solar FV gerados a partir de COV1 e COV2. A covariância é normalizada em relação à média.

Momentos Estatísticos	Horizonte de Tempo [h]										
	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
COV1											
Média [W/m ²]	0,31	0,32	0,45	0,51	0,51	0,44	0,39	0,32	0,34	0,34	0,39
Variância [%]	13,45	20,05	12,08	7,61	7,55	12,16	20,08	20,34	24,03	24,30	20,13
COV2											
Média [W/m ²]	0,25	0,30	0,45	0,52	0,51	0,44	0,33	0,32	0,28	0,29	0,29
Variância [%]	3,24	13,12	7,66	4,08	4,81	9,22	20,14	16,24	19,04	17,71	17,82

Tabela 5.4: Erro médio quadrático dos cenários gerados para cada intervalo de tempo e índice de energia multivariado para cenários gerados a partir das matrizes COV1 e COV2.

Matriz de Covariância	Erro Médio Quadrático											E_s
	Horizonte de Tempo											
	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
COV1	0,003	0,03	0,02	0,01	0,11	0,09	0,23	0,58	0,84	0,04	0,61	1,71
COV2	0,003	0,14	0,15	0,02	0,0008	0,10	0,11	0,05	0,79	0,001	0,001	1,67

Tabela 5.5: Despacho médio dos geradores situados à barra #8 e #11 (G8 e G11), através das simulações de MC em ambiente GAMS e das simulações de MC e ED em ambiente Matlab.

Método de Otimização	Horizonte de Tempo [h]										
	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Despacho Médio do Gerador 8 [pu]											
MSMC-GAMS	0,399	0,392	0,364	0,001	0,081	0,358	0,374	0,382	0,384	0,209	0,223
MSMC-ED/Matlab	0,012	0,007	0,018	0,032	0,033	0,0215	0,009	0,015	0,022	0,025	0,012
EDA-Matlab	0,138	0,094	0,034	0	0	0	0,053	0,113	0,103	0,056	0,009
Despacho médio do Gerador 11 [pu]											
MSMC-GAMS	0,700	0,700	0,700	0,700	0,700	0,700	0,700	0,700	0,700	0,700	0,700
MSMC-ED	0,053	0,151	0,206	0,181	0,106	0,037	0,021	0,036	0,062	0,079	0,099
EDA-Matlab	0,361	0,356	0,392	0,373	0,387	0,409	0,401	0,380	0,36	0,386	0,419

Tabela 5.6 : Função objetivo média para as simulações de MC e simulações através do algoritmo EDA.

Método de Otimização	Função Objetivo [\$]		
	Mínimo	Máximo	Média
MSMC-GAMS	19033	20867	19895
MSMC-ED	20664	22910	21616
EDA-Matlab	-	-	23159

5.3. Análise da Meta-Heurística Híbrido GRASP-ED

O processo de análise da meta-heurística híbrida GRASP-ED é realizada em duas etapas. A primeira etapa explora as principais características do algoritmo. Na segunda etapa compara-se os resultados retornados pelo GRASP-ED com os resultados oriundos do MSMC simulado em ambiente GAMS utilizando o solver "MOSEK". Esse solver é específico para problemas de programação inteira mista.

As simulações são conduzidas através do sistema teste IEEE-30 barras modificado, cujos os dados são apresentados no Anexo A. Simula-se o modelo de referência, cujas características são apresentadas na Tabela 5.1, que desconsidera a restrição de flexibilidade. A equação (3.17) do Capítulo 3, desconsiderando-se a o incentivo pago aos consumidores do Tipo-II, caracteriza a função objetivo do problema. Por sua vez as restrições do problema de referência são formadas pelas equações (3.22 a), (3.23), (3.26), (3.27), (3.28) e (3.30) apresentadas no Capítulo 3. São observados o agendamento dos geradores G2, G8, G11 e G13. O agendamento é contabilizado pela porcentagem de vezes, em relação ao total de simulações, que cada um dos geradores é agendando. Para as simulações de MC analisa-se o agendamento nas mil iterações de MC. Para o GRASP-ED analisa-se o conjunto composto por 30 execuções.

Os parâmetros da meta-heurística híbrida GRASP-ED são definidos separadamente para cada um dos algoritmos que a compõe. Para o algoritmo GRASP são definidos: (i) número de iterações igual a 15; (ii) parâmetro α igual a 0,6; e (iii) número de soluções factíveis a serem criadas em cada iteração igual a 6. Os parâmetros do algoritmo ED são ajustados da seguinte forma: (i) tamanho da população igual a 10; (ii) número de iterações igual a 15; (iv) fator de amplificação igual a 0,7; e (v) fator de recombinação igual a 0,4.

Principais características do GRASP-ED

O objetivo dos resultados dessa seção é explorar as características do algoritmo GRASP-ED. A meta-heurística GRASP-ED é composta por dois algoritmos. O GRASP é responsável pela exploração do espaço de busca definido por variáveis inteiras, enquanto que o ED é responsável pela otimização do espaço de busca caracterizado por variáveis contínuas. As variáveis inteiras e contínuas são as variáveis de um único problema. Tendo como base os algoritmos que compõem a meta-heurística GRASP-ED, algumas características destacam-se: (i) o pequeno número de parâmetros dos algoritmos: a pequena quantidade de parâmetros dos algoritmos facilita o processo de definição do valor desses parâmetros de acordo com o tipo de problema; (ii) flexibilidade na modelagem do

problema de otimização: a meta-heurística híbrida permite a análise do modelo de despacho sem aproximações, não sendo necessária a utilização de artifícios matemáticos como a linearização da função objetivo; as meta-heurísticas GRASP e ED são adequadas à problemas multimodais e com espaço de busca descontínuo; (iii) diversidade das soluções: dentre as principais características do GRASP está sua capacidade de gerar soluções diferentes entre si; como o processo de construção das soluções consiste em uma heurística de perturbação de uma solução de referência, dessa forma uma solução distinta da solução de referência é construída, vide Tabelas 4.4 e 4.5.

Além dessas características explora-se também a consistência da meta-heurística híbrida. Para isso apresenta-se o gráfico boxplot dos custos gerados em 30 execuções do GRASP-ED. Observa-se na Figura 5.3 a dispersão da FO em relação ao valor da mediana. Nota-se que com o valor do desvio padrão do conjunto amostral da FO é de apenas 0,51%.

Outra vantagem da meta-heurística híbrida proposta é que mesmo que ela consiga retornar um conjunto amostral de funções objetivo com pequena dispersão, as soluções geradas são distintas entre si. A distinção entre as soluções é interessante for possibilitar ao operador do sistema a solução que melhor se adéqua às condições do sistema. Observa-se através da Figura 5.4 que apresenta o despacho dos cinco geradores presentes no sistema, que as soluções tem padrão distinto de agendamento e despacho dos geradores com pequena variação da FO. Ressalta-se que valores iguais a zero correspondem ao não agendamento do gerador no intervalo correspondente.

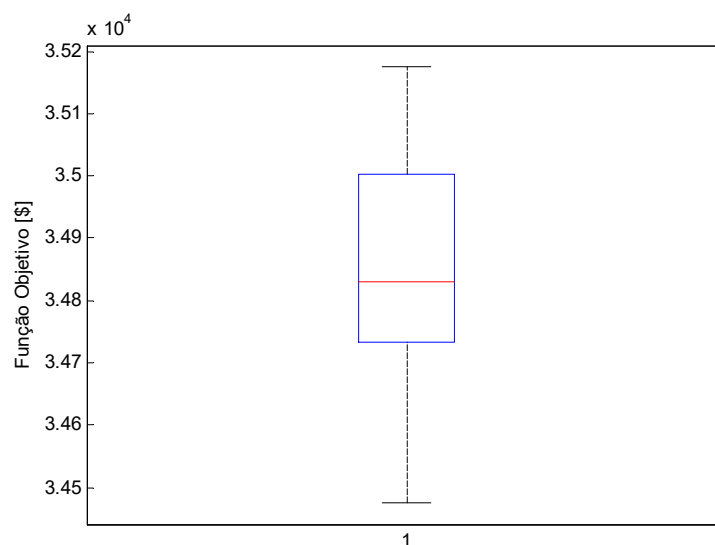


Figura 5.3: Gráfico boxplot da FO das execuções do GRASP-ED.

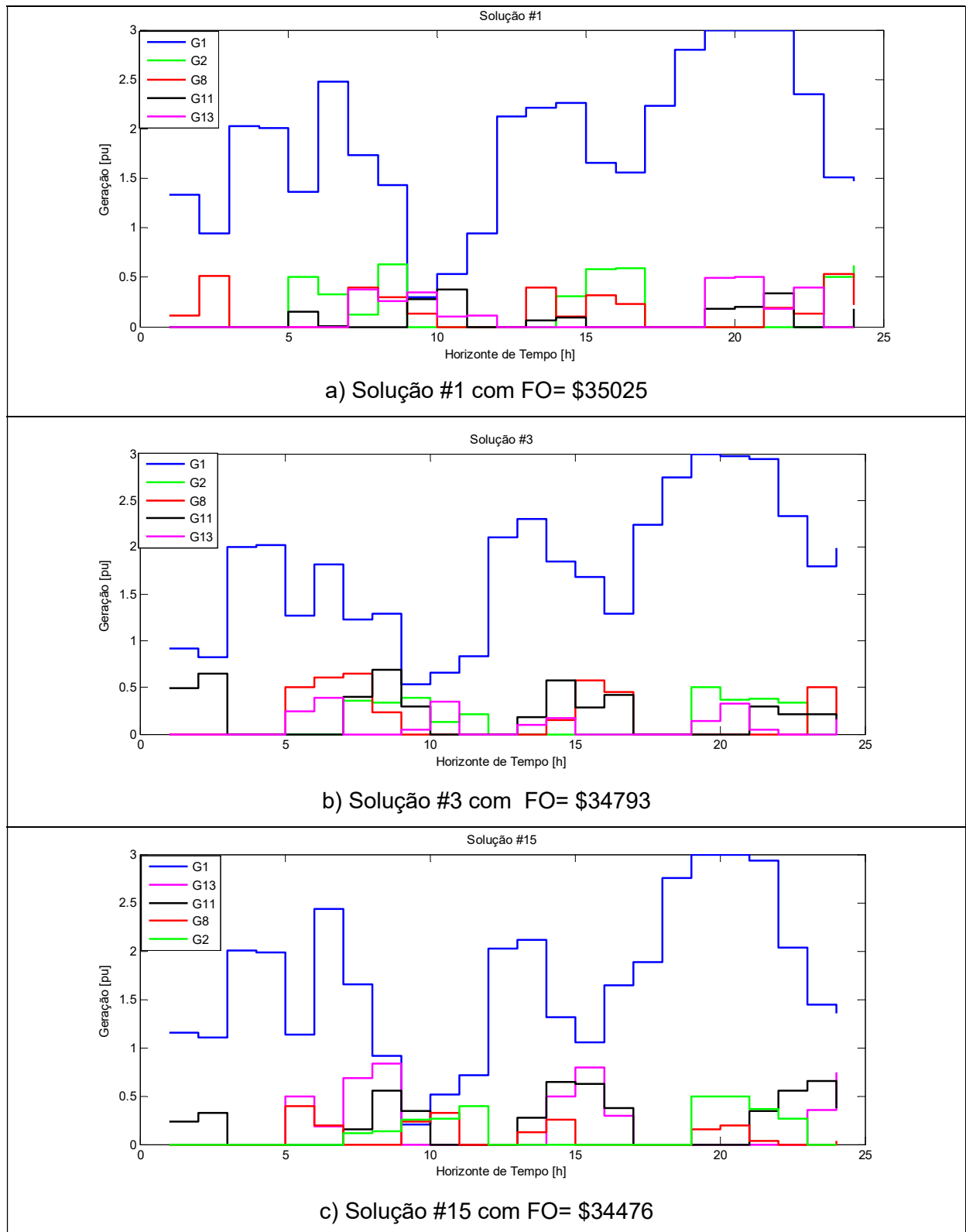


Figura 5.4: Padrão de agendamento e despacho de diferentes soluções retornadas pela meta-heurística GRASP-ED.

Os resultados apresentados indicam que a meta-heurística híbrida GRASP-ED consegue gerar resultados com pequena dispersão da FO. Além disso, o retorno de um conjunto distinto de soluções pode ser bastante interessante ao operador do sistema, visto que essas soluções podem ser mais apropriadas em momentos que o sistema apresenta condições diferentes das condições nominais.

Análise da meta-heurística GRASP-ED a partir do solver GAMS

Os resultados, apresentados nas Tabelas 5.7 à 5.9, são utilizados para se comparar os resultados oriundos das simulações do modelo de referência através do MSMC, implementado em plataforma GAMS, e do algoritmo GRASP-ED, implementado em ambiente Matlab. Nessas tabelas apresentam-se os resultados referentes ao agendamento dos geradores do sistema do sétimo ao décimo segundo intervalo de despacho. Na Tabela 5.7 são apresentados os resultados do agendamento do modelo de referência para as simulações realizadas em ambiente GAMS. Os resultados do agendamento oriundos das simulações realizadas através do GRASP-ED são apresentados na Tabela 5.8. O caso de referência consiste em simulações sem a restrição de flexibilidade. Posteriormente, na Tabela 5.9 são apresentados os valores do despacho do gerador de pico, G8, para os intervalos #7 ao #12. A Tabela 5.9 contém os resultados oriundos das simulações em ambiente GAMS e os resultados provenientes das simulações do GRASP-ED.

Comparando-se os resultados apresentados na Tabela 5.7 e 5.8 observa-se que o padrão de agendamento dos geradores é diferente nas simulações de MC e do GRASP-ED. Em relação aos custos de operação do sistema observa-se que a FO média calculada a partir das 30 simulações do GRASP-ED, \$34.838, é 8,08% maior que a FO média obtida através do MSMC, \$32.234. Ao se comparar a melhor solução dentre as 30 simulações do GRASP-ED, nota-se que a FO média, \$34.476, é 6,95% maior que o valor da FO média retornada pelo MSMC. Observa-se que a FO retornada pelo GRASP-ED não é muito maior que ao valor da FO gerada pelo MSMC simulado em ambiente GAMS.

Além disso, realizando-se trinta (30) execuções do GRASP-ED, em ambiente Matlab, e do MSMC, em ambiente GAMS, no mesmo computador, nota-se que o tempo médio de uma execução é aproximadamente 4 vezes mais rápido que a execução do MSMC. Ressalta-se que a implementação do GRASP-ED em uma plataforma mais robusta como o GAMS, pode diminuir esse tempo de execução. Observa-se ainda que nas simulações de MC é utilizado o conjunto completo de cenários de radiação solar FV, e que em cada execução de MC é realizado o processo de otimização determinístico de um problema de programação linear

inteira mista, o que possibilita o retorno da solução global em cada execução. Dessa forma, é esperado que o MSMC retorne uma FO média melhor que a solução gerada por apenas uma execução do GRASP-ED. Em cada execução do GRASP-ED utiliza-se apenas o conjunto reduzido com 10 cenários de radiação solar com as respectivas probabilidades de cada cenário. Essas probabilidades são utilizadas para se calcular a FO média, de acordo com a equação (3.18) do Capítulo 3.

Tabela 5.7: Análise do agendamento dos geradores para o modelo de referência através do MSMC, simulado em ambiente GAMS. O gerador G8 corresponde ao gerador de pico. Dados em [%].

Geradores	Horizonte de Tempo [h]					
	7	8	9	10	11	12
G2	100	100	100	100	100	100
G8	99,8	99,6	89,8	10,00	47,2	85,8
G11	100	100	99,40	93,70	94,10	99,70
G13	100	100	100	100	100	100

Tabela 5.8: Análise do agendamento dos geradores para o modelo de referência através do GRASP-ED, simulado em ambiente Matlab. Dados em [%].

Geradores	Horizonte de Tempo [h]					
	7	8	9	10	11	12
G2	66,67	90,00	96,67	73,33	53,33	26,67
G8	23,33	20,00	56,67	60,00	53,33	40,00
G11	66,67	80,00	76,67	63,33	50,00	36,67
G13	73,33	46,67	16,67	10,00	6,67	23,33

Conclusões Parciais

Tendo em vista as características apresentadas e sua potencialidade na exploração de um espaço de busca estocástico, por gerar resultados coerentes, a meta-heurística GRASP-ED será utilizada na solução dos problemas de otimização de programação inteira mista propostos nesta tese.

5.4. Impacto da Restrição de Flexibilidade no Agendamento e Despacho dos Geradores

Esta seção apresenta uma análise do impacto da restrição de flexibilidade no agendamento e despacho dos geradores no pré-despacho. As simulações também são conduzidas através do sistema teste IEEE-30 barras modificado. Os dados dos geradores e dos consumidores com demanda flexível do Tipo-I e do Tipo-II são apresentados nas Tabelas 5.9 e 5.10, respectivamente. Como descrito anteriormente, seis consumidores do Tipo-I permitem que parte de sua carga seja deslocada no horizonte de tempo mantendo-se constante o montante total de energia flexibilizado que deve ser consumido no horizonte de despacho. Assume-se que o consumidor flexível do Tipo-II participa de um programa de redução de carga, no qual parte de sua carga pode ser reduzida, obedecendo limites de consumo definidos para cada intervalo de tempo. A redução de carga funciona como um gerador virtual e é um dos recursos disponíveis para a manutenção do equilíbrio entre carga e geração. Ao consumidor que participa do programa de redução de carga é pago um incentivo proporcional ao montante de carga reduzido em cada intervalo de despacho. Assume-se que o incentivo pago a consumidores do Tipo-II é igual a três vezes o custo de geração do gerador de referência G1. A Tabela 5.11 apresenta o valor do incentivo pago aos consumidores em cada intervalo de tempo.

Nas simulações de validação do impacto da restrição de flexibilidade no agendamento dos geradores, as curvas de carga de cada um dos consumidores são consideradas constantes, isto é, a parte não gerenciável da demanda não é modelada como uma variável aleatória.

Sobre os cenários de geração de radiação solar FV gerados estes são convertidos em dados de produção FV através da equação (3.3) do Capítulo 3. As simulações utilizam o conjunto de cenários gerados a partir de COV2. Os cenários de geração FV juntamente às curvas de produção sintética e observada para o dia de referência 22 de dezembro de 2013 são apresentados na Figura 5.5.

Tabela 5.9: Dados dos geradores presentes no sistema IEEE-30 Barras modificado.

Gerador	Função de Custo [\$/pu-h]	Limites de Geração [pu]		Custo de Partida [\$]	Taxa de Tomada de Carga	Tempo Mínimo Ligada	Tempo Mínimo Desligado	Condição Inicial: período desligado (-); período ligado (+)	Produção Inicial [pu]
		$\overline{p_g}$	$\underline{p_g}$						
G1	$K^a \cdot p_g$	3,0	0,0	-	-	-	-	-	-
G2	$171p_g$	0,8	0,0	50	0,4	3	-5	-1	0
G11	$336p_g$	0,7	0,0	12	0,4	2	-2	1	0,1
G13	$336p_g$	0,9	0,0	5	0,5	2	-4	-2	0
Gerador de Pico									
G8	$500p_g$	0,4	0,0	70	0,4	1	-1	3	0,2

^a. $K = 350\$/pu-h$ or $K = 700\$/pu-h$, Preço da Energia.

Tabela 5.10: Dados dos Consumidores Flexíveis do Tipo-I e do Tipo-II.

Consumidor	Limites Operacionais [pu]		Restrição de Energia [pu-h]
	$\overline{p_d}$	$\underline{p_d}$	E
	Tipo -I		
C2	0,0434	0	0,1302
C5	0,1884	0	0,5652
C7	0,0456	0	0,1368
C21	0,3500	0	0,1050
C30	0,0212	0	0,0636
Tipo -II			
C12	0,1	0	-

Tabela 5.11: Incentivo pago para os consumidores do Tipo-II.

Intervalos de Tempo [h]	Incentivo [\$/pu]
1 ao 18	1050
19 o 21	2100
21 ao 24	1050

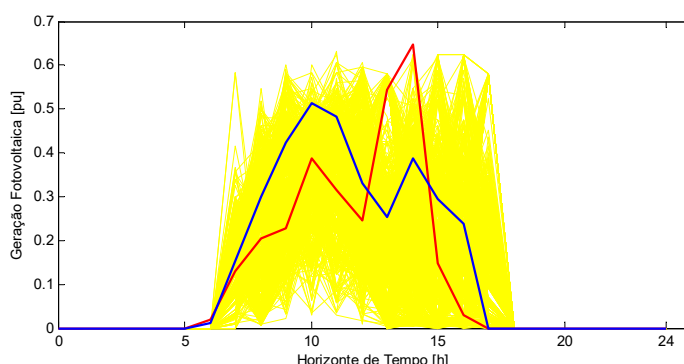


Figura 5.5: Produção FV para o dia de referência. Em amarelo: cenários de geração; em azul: dados sintéticos para um dia à frente e em vermelho o valor observado de produção fotovoltaica.

Primeiramente, faz-se uma comparação entre os resultados do agendamento e despacho de geradores no pré-despacho estocástico proposto e os resultados oriundos do modelo de referência, ambos otimizados através do GRASP-ED. São realizadas trinta (30) execuções da meta-heurística para o problema de otimização do pré-despacho e para o caso de referência. O modelo de pré-despacho é formado pelas equações (3.17), (3.18), (3.19), (3.21a), (3.22), (3.25), (3.26), (3.27) e (3.29) do capítulo 3. Essa primeira etapa é realizada com o intuito de analisar o impacto da restrição de flexibilidade nesses resultados. Posteriormente, realiza-se uma análise do modelo e de suas respectivas características, com enfoque na contribuição do modelo ao melhoramento da operação de sistemas com geração fotovoltaica, objetivando definir os benefícios da restrição da restrição de flexibilidade ao modelo de pré-despacho.

A Tabela 5.12 apresenta os resultados referentes ao agendamento dos geradores G2, G8, G11 e G13. Recorda-se que o agendamento é contabilizado pela porcentagem de vezes, em relação ao total de simulações, que cada um dos geradores é agendado. A Tabela 5.13 contempla os resultados do despacho para o modelo de referência (sem restrição de flexibilidade), para o modelo de pré-despacho sem a representação do consumidor do Tipo-II e para o modelo de pré-despacho considerando os consumidores do Tipo-II. Avaliando-se os resultados referentes ao agendamento do gerador de pico, G8, para o modelo de referência e para o modelo de pré-despacho sem consumidores do Tipo-II, nota-se que quando a restrição de flexibilidade é considerada, o nível de agendamento deste gerador aumenta em todos os intervalos do horizonte de tempo considerado. Recorda-se que nesses intervalos os cenários de radiação solar FV gerados são em sua maioria superestimados. Ao se comparar os resultados do modelo de pré-despacho sem consumidores do Tipo-II com o modelo que considera esse tipo de consumidor, observa-se

que o padrão de agendamento deste gerador modifica-se, isto é, o nível de agendamento do gerador de pico diminui, exceto para o décimo intervalo. Em relação aos geradores, G2, G11 e G13, o padrão de agendamento não se mantém, apresentado-se bem variável.

Explora-se o padrão de despacho do gerador de pico, G8, e da carga redutível dos consumidores do Tipo-II. Esses resultados são apresentados na Tabela 5.12, que também apresenta o valor da função objetivo média em relação às 30 execuções do algoritmo. Considerando-se que o gerador de pico é o gerador mais caro do sistema, com maior custo de produção e maior custo de partida; e que a demanda redutível é o recurso mais caro do sistema, algumas observações importantes podem ser realizadas: (i) no modelo de referência o gerador de pico praticamente não é agendado e quando agendado é despachado em níveis muito baixos; (ii) para o modelo de pré-despacho observa-se que o gerador de pico está disponível para ser despachado; quando o mesmo é despachado respeita-se a restrição de flexibilidade que garante que uma reserva mínima desse gerador seja disponibilizada; (iii) para o modelo de pré-despacho que considera um consumidor do Tipo-II observa-se que esse recurso é despachado em níveis muito baixos, pois é o recurso mais caro do sistema; (iv) em relação à FO média para as três simulações, observa-se que quando somente o gerador de pico é considerado como recurso flexível o custo operacional médio diminui 0,22%. Quando observa-se o modelo de pré-despacho com consumidores do Tipo-II observa-se que a FO aumenta 2,41% em relação à FO do caso de referência.

Os resultados apresentados indicam que o modelo de pré-despacho proposto apresenta resultados promissores quando disponibiliza os recursos flexíveis, gerador de pico e demanda do Tipo-II, no pré-despacho sem provocar um aumento significativo dos custos operacionais do sistema. Observa-se também que o modelo de pré-despacho proposto é bastante influenciado pelos parâmetros e recursos disponíveis no sistema teste. Em relação à restrição de flexibilidade observa-se que ela garante o equilíbrio na utilização dos recursos flexíveis do sistema. Os resultados indicam que a utilização da demanda do Tipo-II, recurso mais caro do sistema, depende do tamanho do "gap" (diferença entre o valor previsto e o valor observado atual da geração FV) da capacidade de geração do gerador de pico, e principalmente do valor do incentivo.

Tabela 5.12: Análise do agendamento dos geradores para diferentes valores do incentivo pago à carga do Tipo-II. Dados em [%].

Geradores	Horizonte de Tempo [h]					
	7	8	9	10	11	12
Modelo de Referência						
G2	76,67	93,33	96,67	73,33	43,33	23,33
G8	26,67	36,67	46,67	36,67	20,00	30,00
G11	20,00	33,33	56,67	66,67	66,67	20,00
G13	73,33	60,00	26,67	16,67	13,33	6,67
Modelo de Pré-despacho com restrição de flexibilidade sem consumidores do Tipo-II						
G2	60,00	93,33	100,00	73,33	60,00	20,00
G8	73,33	76,66	63,33	46,67	56,66	56,66
G11	60,00	86,67	96,67	60,00	43,33	23,33
G13	46,67	53,33	36,67	30,00	3,93	26,67
Modelo de Pré-despacho com restrição de flexibilidade e consumidores do Tipo-II						
G2	73,33	93,33	93,33	66,67	43,33	16,67
G8	60,00	60,00	63,33	70,00	53,33	50,00
G11	40,00	56,67	76,67	80,00	56,67	36,67
G13	76,67	56,67	36,67	6,67	0	3,33

Tabela 5.13: Despacho médio do gerador de pico, G8, e da demanda do Tipo-II para o caso de referência e o problema de pré-despacho através da meta-heurística híbrida, simulado em ambiente Matlab.

	Horizonte de Tempo [h]						
	7	8	9	10	11	12	Custo Médio
Modelo de Referência							
Despacho Médio G8 [pu]	0,1635	0,1778	0	0	0	0	35.465
Pré-despacho sem consumidores do Tipo-II							
Despacho Médio G8 [pu]	0,1646	0,1031	0	0	0,1914	0,1571	35384
Pré-despacho com consumidores do Tipo-II							
Despacho Médio G8 [pu]	0	0	0,1187	0,1606	0	0	36.319
Redução da Demanda [pu]	0,0014	0,0015	0,0015	0,0020	0,0019	0,0011	

5.5. Considerações Finais

O emprego de uma técnica, apresentada por (Ma, Sun e Fang, 2013), utilizada na literatura especializada para a geração de cenários de velocidade de vento na geração de cenários de radiação solar FV apresenta-se razoável para gerar cenários de radiação solar fotovoltaica. A análise da qualidade dos cenários gerados verificou a capacidade dessas técnicas em gerar cenários consistentes que podem ser aplicados em estudos do sistema elétrico no pré-despacho.

Os resultados alcançados através da meta-heurística híbrida GRASP-ED simulando o problema de DE atestam que a solução alcançada com apenas uma simulação do GRASP-ED não é uma solução global, mas caracteriza-se como uma aproximação adequada. Sendo assim, pode-se afirmar que a meta-heurística híbrida gera resultados consistentes para o problema de despacho proposto.

Em relação à restrição de flexibilidade, os resultados indicam que a restrição adicionada ao modelo de pré-despacho permite uma gestão eficiente dos recursos flexíveis do sistema teste, gerenciando a reserva do gerador de pico e o despacho da carga redutível conforme o "gap" de cada intervalo. Os resultados apresentados em (Araújo e Uturbey, 2015) também ilustram o impacto da restrição do agendamento do gerador de pico.

Sendo assim, continua-se investigando o agendamento e despacho do gerador de pico e o despacho da demanda flexível do Tipo-II. Além disso, a estratégia de despacho proposta é aplicada em sistemas de subtransmissão e distribuição, permitindo que seja averiguado o impacto nos resultados da estratégia da configuração do sistema e de características como os limites de transmissão, o perfil da curva de carga do sistema, o carregamento do sistema, dentre outras.

CAPÍTULO 6

RESULTADOS E DISCUSSÕES

"A sabedoria carece de dor pra crescer."

Pe. Fábio de Melo

6.1. Introdução

Diferentes estratégias de despacho podem ser definidas com intuito de suavizar o impacto do erro de previsão da geração FV em um sistema elétrico de potência. A estratégia GS-FV-DEE, analisada neste capítulo, é composta por um modelo de pré-despacho, uma metodologia de classificação de soluções conforme o critério CVaR e um modelo de despacho para uma hora à frente.

O modelo dos agentes participantes do processo de despacho são considerados nas etapas do GS-FV-DEE de forma a terem suas características e preferências modeladas de maneira simples e eficiente. Sendo assim, os impactos no resultado do modelo proposto da inserção das características desses agentes também são analisados nesta seção.

Primeiramente analisa-se o impacto do gerenciamento da demanda no resultado do pré-despacho. Em uma segunda fase, o problema de pré-despacho é abordado considerando-se as preferências dos chamados consumidores flexíveis. Posteriormente estuda-se a estratégia de despacho GS-FV-DEE completa.

As diferentes abordagens do problema são solucionadas através da meta-heurística híbrida GRASP-ED.

As simulações deste capítulo são conduzidas através de dois sistemas testes: (i) um sistema de subtransmissão de 192 barras utilizado para acessar os resultados referentes à modelagem do gerenciamento da demanda e das preferências de consumo de consumidores flexíveis no pré-despacho; e (ii) um sistema que representa um alimentador utilizado nas simulações das três etapas da estratégia de despacho GS-FV-DEE. Ambos sistemas são de distribuidoras de energia brasileiras.

Detalhes sobre a construção das curvas de carga de cada um dos sistemas são apresentados na próxima seção.

6.2. Curvas de Carga dos Sistemas Teste

As curvas de carga dos sistemas são construídas tendo como base os dados de distribuidoras brasileiras (Uturbey *et al.*, 2004 e CEMIG, 2012). Por sua vez, as curvas de preferências de consumo dos consumidores flexíveis são construídas tendo como base os dados disponibilizados pelo PROCEL (Procel, 2013). As curvas de carga e detalhes de construção são apresentados a seguir.

Sistema Teste de 192-Barras

A curva de carga do sistema teste de 192-barras tem como base os dados apresentados em (Urbey *et al.*, 2004). Além das cargas presentes na configuração original do sistema teste foram adicionados a trinta e uma barras do sistema perfis de carga retirados da campanha de medição e tipologia da CEMIG (CEMIG, 2012). As trinta e uma barras que tiverem seu perfil de carga modificado são: #2, #21, #27, #28, #36, #39, #40, #42, #50, #52, #53, #64, #65, #66, #74, #77, #83, #86, #104, #107, #108, #112, #121, #132, #143, #147, #181, #182, #186, #188 e #189. Assume-se que esses trinta e um consumidores participam de um programa de gerenciamento da demanda. Cada perfil de carga adicionado representa a parte flexível da carga desses 31 consumidores de Tipo-I. A carga é flexibilizada apenas nos intervalos de maior demanda. Essa adição de carga modificou a curva de carga do sistema apresentada em (Urbey *et al.*, 2004). A curva de carga que representa a soma das cargas flexíveis dos 31 consumidores e a curva de carga do sistema de 192 barras, resultante da soma dos perfis das cargas flexíveis dos 31 consumidores e da carga total original do sistema apresentada em (Urbey *et al.*, 2004), são apresentadas na Figura 6.1. A carga flexível total, que é despachada no horizonte de tempo, corresponde à curva em vermelho nos intervalos de maior demanda, #19, #20 e #21.

O perfil das preferências dos 31 consumidores flexíveis deste sistema teste, foi construído tendo como base a pesquisa de posse de equipamentos e hábitos de uso do ano de 2005 (Procel, 2013), como ilustrado na Figura 6.2. O perfil das 31 curvas de preferências foi construído a partir de combinações dos perfis de consumo de cada eletrodoméstico considerado na curva: máquina de lavar, ar condicionado, ferro e chuveiro. A Figura 6.3 apresenta a curva de preferência do consumidor C30, situado à barra #188. A curva do consumidor C30 é formada pelos perfis de consumo do ar-condicionado e da máquina de lavar.

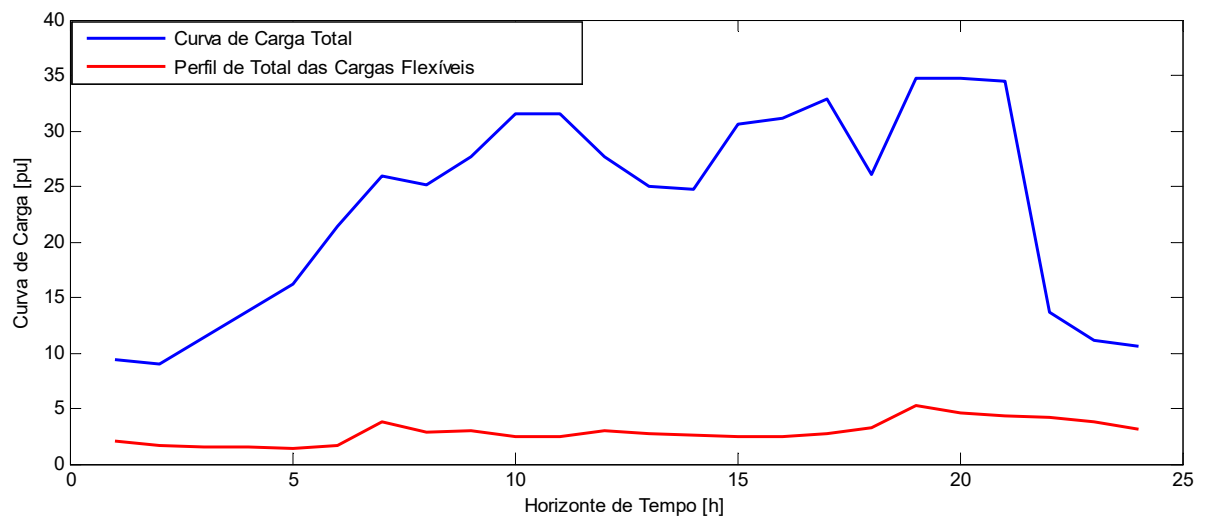


Figura 6.1: Curva de carga do sistema teste 192-barras.

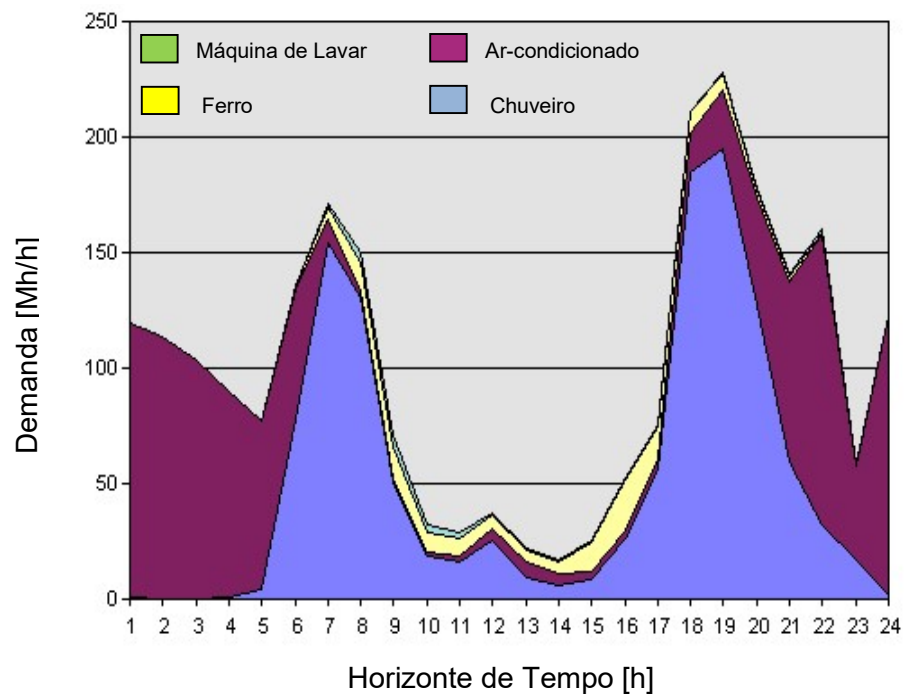


Figura 6.2: Perfil de consumo para diferentes eletrodomésticos, como apresentado em (Procel, 2013).

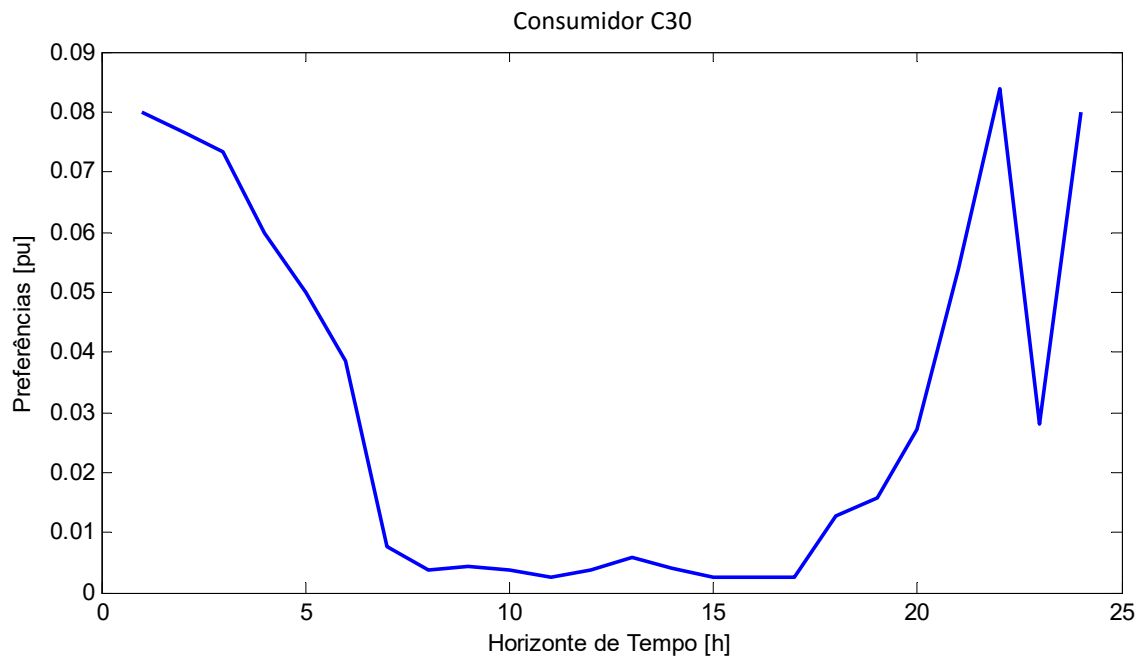


Figura 6.3: Perfil das preferências de consumo do consumidor #30.

Sistema Teste de Distribuição de Média Tensão

A curva de carga do sistema teste de média tensão que representa um alimentador de um sistema de distribuição de média tensão é formado totalmente por perfis modelados através dos dados da campanha de medição e tipologia da CEMIG (CEMIG, 2012). A curva de carga total do sistema é apresentada na Figura 6.4. A carga flexível do sistema foi definida de forma mais simples. Assume-se que dentre os 20 consumidores do sistema 10 podem ser considerados como consumidores comerciais e o restante como consumidores residenciais. 7 consumidores residenciais participam de um programa de despacho da demanda e são classificados como consumidores do Tipo-I. A carga flexível de cada consumidor do Tipo-I corresponde a 20% de sua carga nos intervalos de maior demanda, #8, #9, #10, #11, #15, #16, #17, #22 e #23.

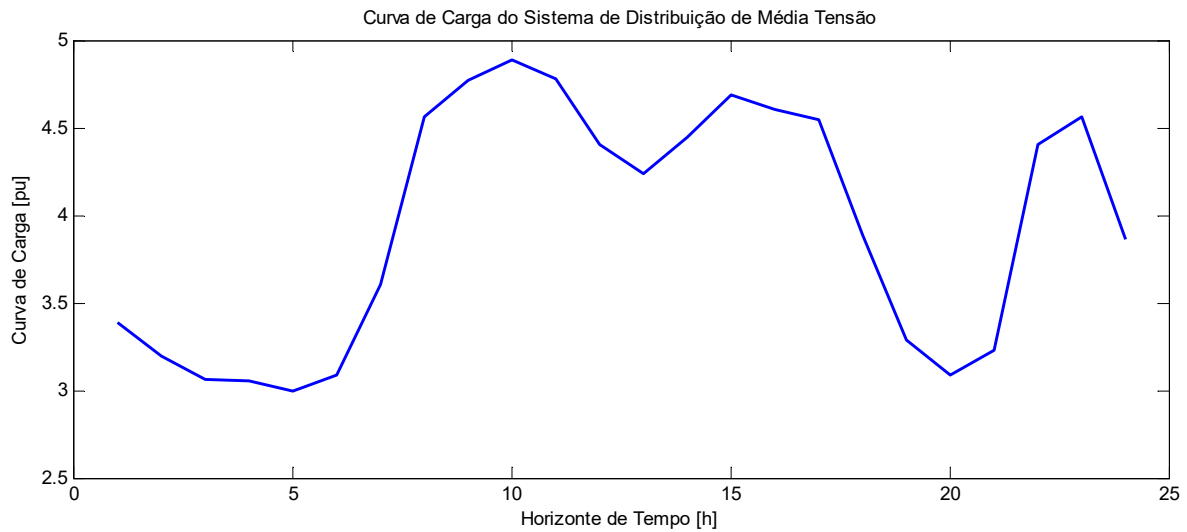


Figura 6.4: Curva de carga do sistema teste de distribuição em média tensão.

6.3. Impacto do Gerenciamento da Demanda no Pré-Despacho

Nesta abordagem do modelo de pré-despacho as cargas flexíveis do Tipo-I podem ser deslocadas, de acordo com as condições do sistema e restrições de consumo, com o intuito de ajudar o operador do sistema a obter melhores condições de operação. Os geradores e a demanda são despachados com o objetivo de minimizar custos de operação do sistema.

Além dos consumidores flexíveis do Tipo-I, que possuem restrições energéticas de consumo definidas como restrições de igualdade, consideram-se também consumidores do Tipo-II, que participam de programas de redução de carga.

Os dados do sistema teste de 192 barras são apresentados em detalhes no Anexo B. São consideradas três abordagens do problema. Na primeira, chamada P-I, considera-se como parâmetros estocásticos a geração FV e a demanda não gerenciável, desconsiderando as preferências dos consumidores. Em P-I os limites de alocação da carga flexível de cada consumidor são iguais em todos os intervalos, desconsiderando as preferências de consumo. Na segunda abordagem do problema consideram-se todas as características de P-I e as preferências de consumo dos consumidores flexíveis. Nesta segunda abordagem as preferências de consumo, referem-se aos diferentes limites de alocação da carga flexível para cada intervalo de tempo. Assume-se que esses limites são fixos. Essa abordagem do problema P-I, considerada como um problema de transição, é chamada de P-I com preferências de consumo fixas. Por sua vez, a terceira abordagem, P-

II, considera as preferências de consumo como parâmetros aleatórios. Detalhes mais específicos entre P-I e P-II são apresentadas na Tabela 6.1.

Tabela 6.1: Comparação entre as principais características das simulações de P-I e P-II.

Características	P-I	P-II
Modelo do gerador fotovoltaico	Radiação modelada através de cenários	Radiação modelada através de cenários
Modelo dos consumidores flexíveis do Tipo-I	Variáveis contínuas	Variáveis inteiras
Modelo dos consumidores flexíveis do Tipo-II	Variáveis contínuas	Variáveis contínuas
Modelo da carga não gerenciada	Estocástico - FDP Gaussiana	Estocástico - FDP Gaussiana
Modelo dos geradores convencionais	Variáveis contínuas com limites operacionais	Variáveis contínuas com limites operacionais
Função Objetivo	Minimização do custo de operação: custo de geração + incentivos pagos aos consumidores flexíveis do Tipo-II	Minimização do custo de operação: custo de geração + incentivos pagos aos consumidores flexíveis do Tipo-II
Restrição de Flexibilidade	Possui	Possui
Restrição de energia dos consumidores flexíveis do Tipo-I	Possui	Possui
Modelo de Preferências de Consumo	Não possui/ou são definidos como fixos	Definição de limites estocásticos de preferências para cada intervalo
Restrições de agendamento das unidades geradoras	Possui	Possui
Modelo da rede	Não linear	Não linear

As simulações utilizam o conjunto de cenários gerados a partir da matriz de covariância COV2, para o dia de referência 22 de Dezembro de 2013. Assume-se que o modelo estocástico da carga inflexível ou não gerenciável é representada através de uma distribuição normal conforme os dados apresentados no Anexo B, na Tabela B.1. Os limites das preferências de consumo para P-I e P-II são apresentadas nas Tabelas B.2 e B.3, do Anexo B. Os custos de geração são representados através de funções lineares apresentadas em B.4. São considerados 10 geradores, sendo que o gerador G167 situado na barra #167, é um

gerador FV, o gerador G101 conectado à barra #101, é o gerador de pico. Assume-se que o gerador de referência, G131, representa o ponto de conexão com o sistema externo. Supõe-se que 31 consumidores estão engajados a um programa DD, sendo que um deles, o consumidor C9, é flexível do Tipo-II e recebe um incentivo proporcional à demanda reduzida em cada intervalo de tempo. O restante dos consumidores são modelados como consumidores flexíveis do Tipo-I. Assume-se que o incentivo pago aos consumidores do Tipo-II em cada intervalo é proporcional ao custo incremental de geração do gerador de referência G131 no intervalo correspondente. Neste trabalho convencionou-se que o gerador chamado gerador de referência está localizado na barra de folga ou referência. Considera-se um horizonte temporal de $n_T=24$ de intervalos de despacho.

Os parâmetros dos algoritmos que compõem a meta-heurística híbrida GRASP-ED são definidos de forma individual. Os parâmetros do algoritmo GRASP são os seguintes: (i) o número de iterações igual a 10; (ii) o número de soluções geradas em cada iteração igual a 6; e (iii) valor do parâmetro α igual a 0,6. Para o algoritmo ED define-se; (i) o número de iterações igual a 10; (ii) o fator de amplificação e o de recombinação são iguais a 0,7 e 0,4, respectivamente; e (iii) o número de soluções candidatas igual a 10.

Problema P-I: geração FV e a demanda não gerenciável estocásticos, sem a modelagem das preferências dos consumidores do Tipo-I

Os resultados referentes ao problema de pré-despacho considerando-se a geração FV e demanda não gerenciável como parâmetros estocásticos, sem a modelagem das preferências dos consumidores flexíveis do Tipo-I são apresentados nesta subseção.

As Tabelas 6.2 e 6.3 apresentam resultados para diferentes relações entre os custos do gerador de referência G131 nos intervalos de maior e menor demanda. Para os intervalos #19, #21 e #21, assume-se um custo maior de geração, proporcional ao valor do custo nos intervalos de menor demanda. Mais especificamente, a Tabela 6.2 apresenta os resultados referentes ao valor médio da demanda do Tipo-I deslocado para intervalos de menor demanda e em relação ao valor médio da função objetivo. Por outro lado, a Tabela 6.3 apresenta resultados referentes ao despacho médio da carga redutível e da reserva do gerador de pico.

Através dos resultados das simulações de P-I, evidenciados nas Tabelas 6.2 e 6.3, aprecia-se em relação aos recursos flexíveis, que nos intervalos com tendência à uma superestimação da geração FV (#7, #8, #9, #10, #11 e #12) o gerador de pico tem toda a sua capacidade reservada. As relações entre os custos de geração apresentadas nas

Tabelas 6.2 e 6.3, referem-se à relação entre os custos de geração do gerador G131 nos intervalos com maior demanda e menor demanda. Observa-se também que o aumento do incentivo pago aos consumidores flexíveis do Tipo-II, bem como o aumento da relação entre o custo de geração do gerador de referência nos intervalos de maior e menor demanda, como esperado, leva ao aumento do custo de operação. Ressalta-se que o aumento do valor do incentivo pago aos consumidores do Tipo-II induz a um menor despacho de carga redutível no horizonte de despacho, contudo os resultados da Tabela 6.3 indicam que, a partir de valores de incentivo três vezes maior que o custo de geração do gerador de referência G131 em cada intervalo, o despacho da carga do Tipo-II apresenta variação muito pequena. Ressalta-se que o aumento do custo de geração de G131 nos horários com pico de demanda não provoca um aumento significativo do deslocamento dessas cargas para os intervalos com custo de geração menor, como apresentado em (Uturbey *et al.*, 2015). Nas simulações realizadas em (Uturbey *et al.*, 2015) não são consideradas a geração FV, a restrição de flexibilidade, nem o incentivo pago aos consumidores flexíveis do Tipo-II. Outra importante característica observada neste trabalho e também em (Araújo e Uturbey, 2015) é que os programas de DD forçam o deslocamento da demanda do Tipo-I para intervalos com custos de geração menores. Tradicionalmente, esse deslocamento faria com que o valor da FO diminuísse, porém no pré-despacho considera-se uma segunda parte na FO que refere-se ao o valor do incentivo pago aos consumidores do Tipo-II. Observa-se então que a FO do sistema não diminui, mesmo com o DD porque o incentivo pago aos consumidores flexíveis do Tipo-II aumenta os custos de operação do sistema. Nestas simulações, para o caso de referência, em que o DD do Tipo-I e do Tipo-II são desconsiderados, o custo médio é de \$ 67,650, menor que os custos médios alcançados pelas diferentes simulações de P-I, conforme Tabela 6.2.

Tabela 6.2: Valor médio da FO e da energia dos consumidores do Tipo-I despachada para os intervalos de vale de demanda ($n_T=1:17$ e $n_T=21:24$).

Relação entre os custos de geração	Incentivo pago aos consumidores do Tipo-II					
	2		3		4	
	Energia flexível do Tipo-I [pu-h]	Função Objetivo [\$]	Energia flexível do Tipo-I [pu-h]	Função Objetivo [\$]	Energia flexível do Tipo-I [pu-h]	Função Objetivo [\$]
3	9,9792	77,0790	9,9204	84,7364	9,9204	96,0060
4	9,9470	73,5798	9,9103	86,8066	10,0355	90,8903
5	9,7710	79,1375	9,9454	87,1083	9,8506	99,7699

Tabela 6.3: Valor Médio da demanda flexível do Tipo-II e da reserva do gerador de pico, de acordo com a variação do incentivo pago.

<i>Relação entre os custos de geração</i>	Incentivo pago aos consumidores do Tipo-II					
	2		3		4	
	<i>Carga reduzida no horizonte de tempo [pu-h]</i>	<i>Reserva do gerador de pico para nt=7 ao nt=12</i>	<i>Carga reduzida no horizonte de tempo [pu-h]</i>	<i>Reserva do gerador de pico para nt=7 ao nt=12</i>	<i>Carga reduzida no horizonte de tempo [pu-h]</i>	<i>Reserva do gerador de pico para nt=7 ao nt=12</i>
3	1.1167	19.2000	1.0774	19.2000	1.1232	19.2000
4	1.1354	19.2000	1.0344	19.2000	1.0706	19.2000
5	1.1367	19.2000	1.0329	19.2000	1.0998	19.2000

Problema P-I com preferências de consumo fixas: geração FV e a demanda não gerenciável estocásticos, com as preferências dos consumidores do Tipo-I modeladas como fixas

Com o objetivo de se avaliar o impacto das preferências dos consumidores nos resultados do pré-despacho, são apresentados nesta subseção os resultados das simulações de P-I considerando as preferências de consumo dos consumidores flexíveis como fixas.

Na Tabela 6.4 a seguir, são apresentados os resultados para a simulação do problema P-I quando as preferências dos consumidores são representadas. Nessas simulações os limites de deslocamento de cada intervalo são fixos e a demanda flexível é representada através de variáveis inteiras. Esse problema é como um problema de transição entre P-I e P-II. Considera-se uma relação entre o custo de geração do gerador de referência nos intervalos com maior e menor demanda igual 3. O valor do incentivo pago aos consumidores é igual a 2 vezes o custo de produção do gerador de referência em cada intervalo. Observa-se após a análise do resultado, que a representação das preferências de consumo dos consumidores do Tipo-I provocou uma tendência da diminuição dos custos, que pode ter sido acentuada pela menor utilização da carga do Tipo-II. Além disso, a reserva do gerador de pico nos intervalos com possibilidade de superestimação da geração FV também diminuiu. Em relação ao deslocamento da carga do Tipo-I, ressalta-se que essa também é concentrada em sua maior parte nos intervalos com vale de carga, que possuem um custo de geração do gerador G131 menor.

Tabela 6.4: Valor Médio da FO, valor médio da demanda flexível do Tipo-II consumida em todo o horizonte de despacho; reserva média do gerador de pico para os intervalos de tempo $n_T=7$ ao 12; e energia total dos consumidores do Tipo-I consumida em intervalos de menor demanda, para o problema P-I com preferências de consumo fixas.

<i>Função Objetivo</i> [\$]	<i>Carga reduzida no horizonte de tempo</i> [pu-h]	<i>Reserva do gerador de pico para $n_T=7$ ao $n_T=12$</i>	<i>Energia flexível consumida pelos consumidores do Tipo-I nos intervalos com vale de carga</i> [pu-h]
64.9727	1.1647	16.5009	8.4497

Problema P-II: geração FV e a demanda não gerenciável estocásticos, com as preferências dos consumidores do Tipo-I modeladas como aleatórias

A partir desse ponto são apresentados os resultados alcançados para as simulações de P-II. Considera-se uma relação entre o custo de produção de energia do gerador de referência nos intervalos de maior e menor demanda igual a 3. O valor do incentivo pago aos consumidores é igual a 2 vezes o valor do custo de geração do gerador de referência em cada intervalo. A Tabela 6.5 destaca os valores do custo de operação médio, da carga reduzida média, e do valor médio da reserva do gerador de pico para o problema P-II. Observa-se que o custo de operação médio é bastante similar ao custo médio apresentado na Tabela 6.4. Além disso, o valor total de carga reduzida no horizonte de tempo é menor e, como esperado, a reserva do gerador de pico é maior que o valor apresentado na Tabela 6.4. Em relação à energia flexível despachada nos horários de menor demanda é interessante observar que para P-II esse valor é maior que para o problema de transição. Observa-se que a restrição de energia considerada em P-II é uma restrição de desigualdade que estabelece que o consumo deve estar entre a metade do valor máximo e o valor máximo do montante de energia flexibilizado. Mesmo assim, quando se compara os resultados da Tabela 6.4 e 6.5, nota-se que há uma tendência de se concentrar mais carga do Tipo-I nos intervalos com vale de carga. O problema de transição (P-I com preferências de consumo fixas) considera uma restrição de energia de igualdade, o que determina que o montante flexibilizado por cada consumidor deve ser despachado no horizonte de despacho considerado no problema de otimização. Ressalta-se que em P-II a preferência por intervalos específicos do horizonte de tempo também é modelada como uma variável estocástica com distribuição Gaussiana, cujos dados são apresentados no Anexo B. São explorados os resultados para os consumidores C8, C15 e C28. Observa-se através dos resultados apresentados nas Figuras 6.5, 6.6 e 6.7 que as preferências dos consumidores

por determinados intervalos são observadas sem comprometer a qualidade, isto é, sem aumentar exageradamente o custo de operação do sistema.

Tabela 6.5: Valor Médio da FO, valor médio da demanda flexível do Tipo-II consumida em todo o horizonte de despacho e reserva média do gerador de pico para os intervalos de tempo $n_T=7$ ao 12 para P-II.

<i>Função Objetivo</i>	<i>Carga reduzida no horizonte de tempo</i>	<i>Reserva do gerador de pico para $n_T=7$ ao $n_T=12$</i>	<i>Energia flexível consumida nos intervalos fora de pico pelos consumidores do Tipo-I</i>
<i>[\$]</i>	<i>[pu-h]</i>		<i>[pu-h]</i>
64.6761	1.0959	18.1811	8.6222

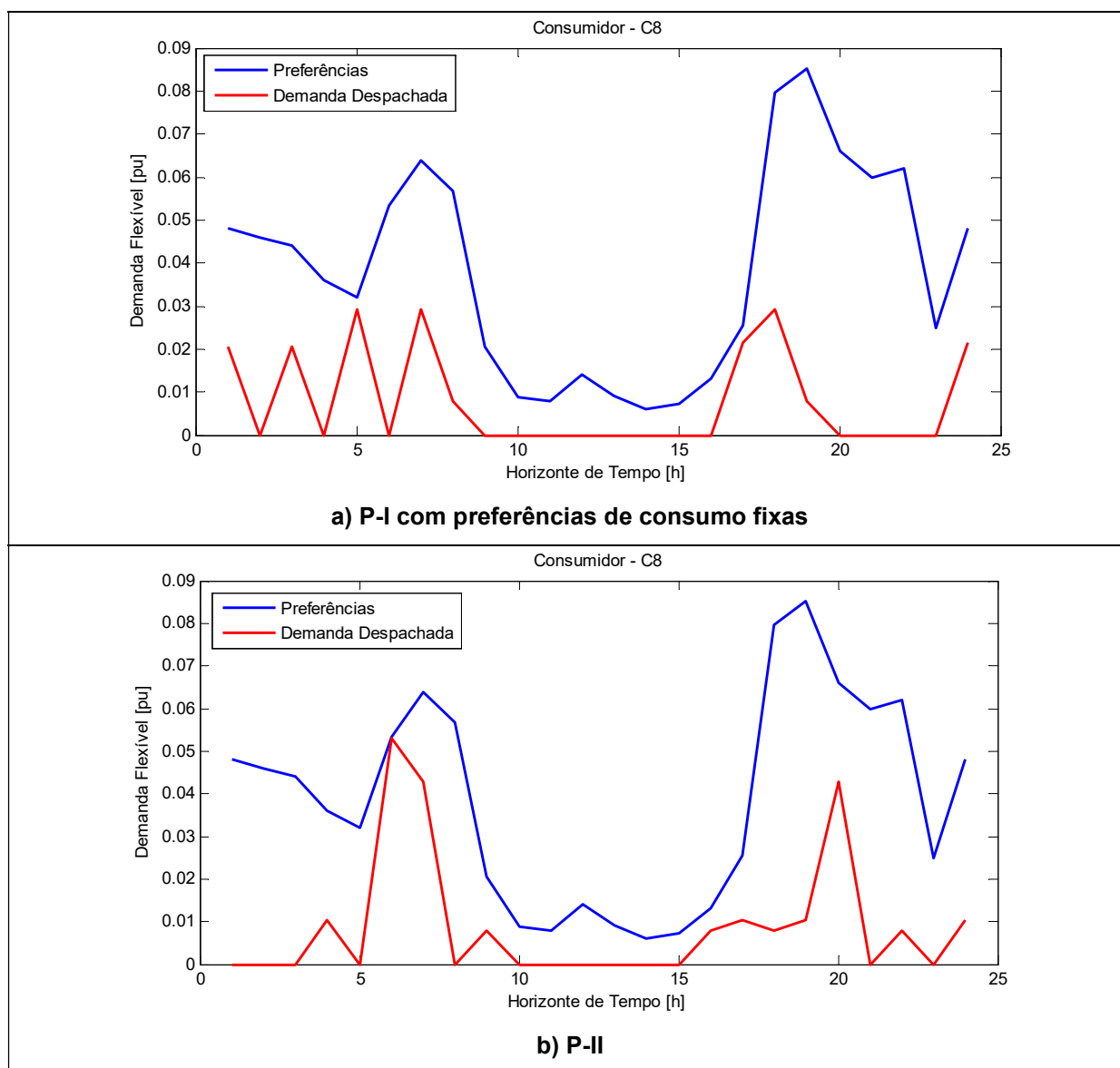


Figura 6.5: Perfil da demanda despachada e das preferências de consumo no horizonte de tempo para o consumidor C8.

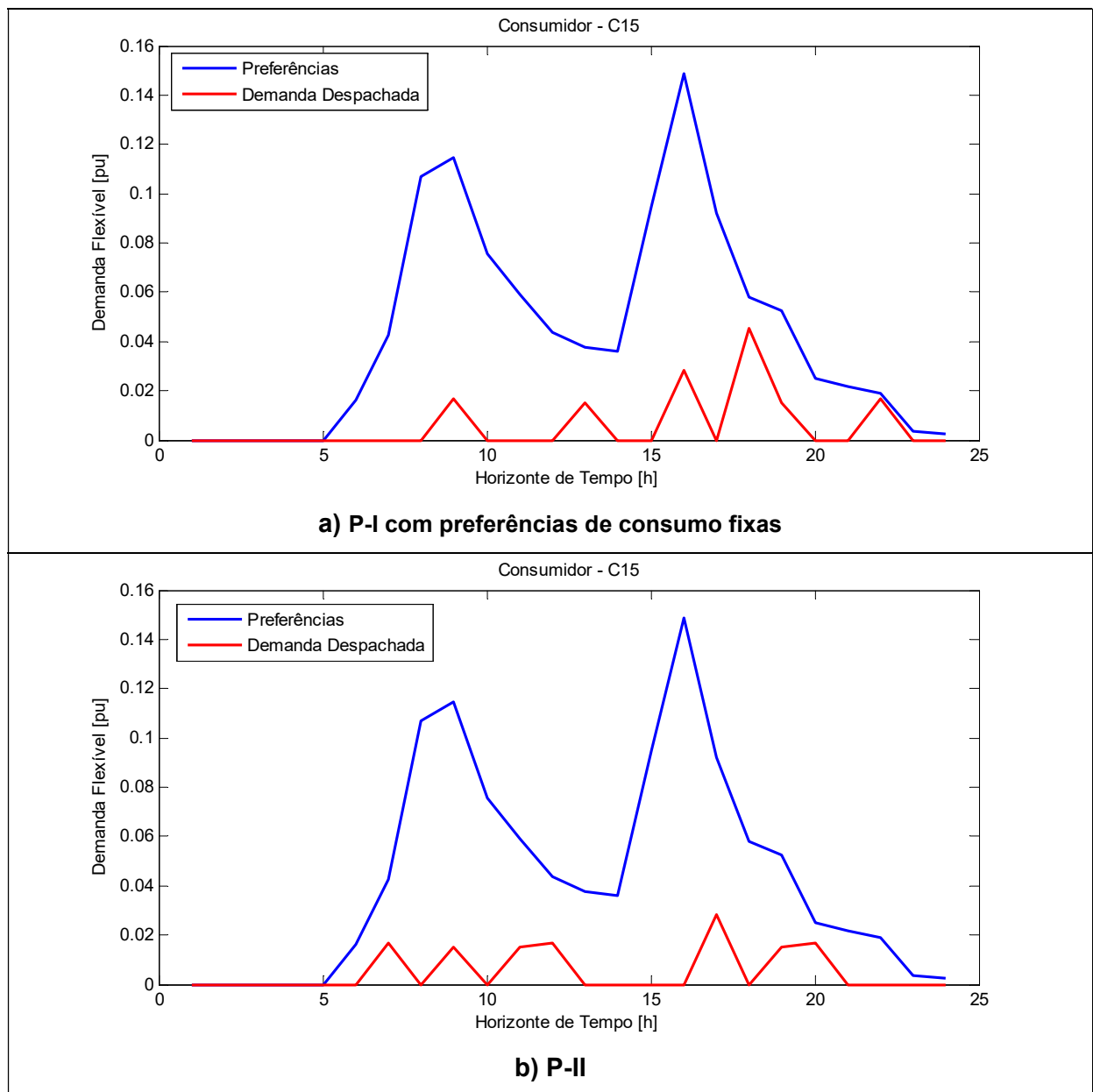


Figura 6.6: Perfil da demanda despachada e das preferências de consumo no horizonte de tempo para o consumidor C15.

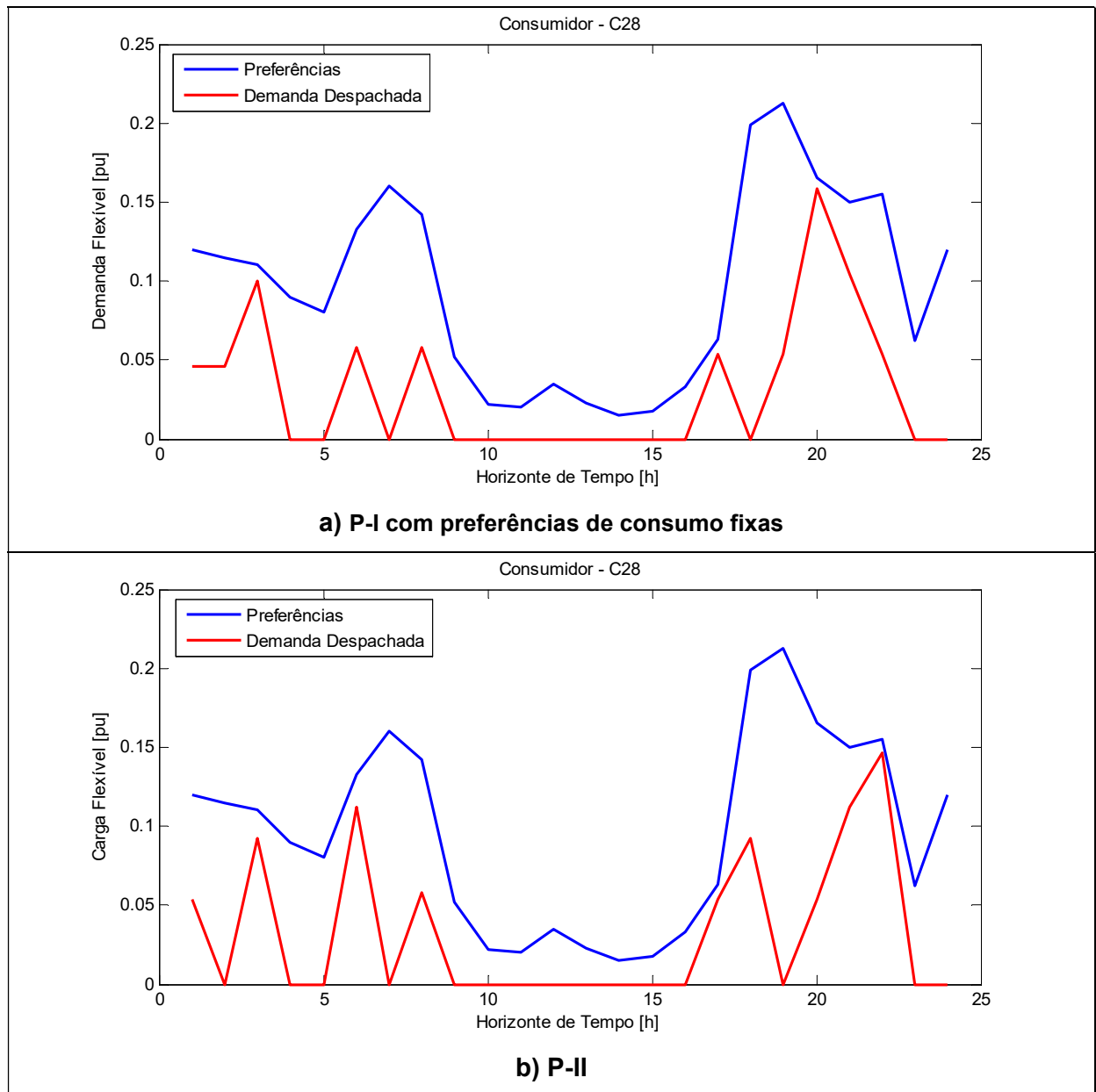


Figura 6.7: Perfil da demanda despachada e das preferências de consumo no horizonte de tempo para o consumidor C28.

Conclusões Parciais

O gerenciamento da demanda tem-se destacado na literatura especializada como um importante recurso de viabilização da penetração de fontes renováveis em sistemas elétricos de potência. Contudo, para que benefícios econômicos sejam observados pelo operador do sistema e pelos consumidores dispostos a participar de programa de gerenciamento da demanda, estudos aprofundados sobre o comportamento desses

consumidores devem ser realizados. Pesquisas sobre o perfil de consumidores e sobre modelos de despacho com DD permitem definir o tipo de programa de DD mais interessante para cada consumidor, além de permitir que seja vislumbrado o impacto desses programas nos custos de operação do sistema ou na suavização da curva de carga.

Através do modelo apresentado nesta seção, observou-se que a relação entre os custos de geração do gerador de referência nos intervalos de maior e menor demanda do sistema são importantes, pois permitem avaliar até que ponto o aumento no custo de produção do gerador G131 provoca o deslocamento de carga flexível. Da mesma forma, observar o impacto do aumento do valor do incentivo pago a consumidores que participam de programas de redução de carga é interessante para delimitar os valores máximo e mínimo que devem ser pagos a consumidores com este tipo de flexibilidade.

Em relação à necessidade deste tipo de recurso flexível na mitigação de impactos do erro de previsão da produção FV, observa-se que quando a carga possui capacidade de resposta compatível com a variação da produção FV ela pode se tornar um recurso estratégico na manutenção do equilíbrio entre geração e demanda no sistema. O despacho da carga flexível do Tipo-II nas simulações acenam para esse caminho, pois mesmo sendo o recurso mais caro do sistema, a carga do Tipo-II não é um recurso dispensável.

6.4. Testes do Modelo Completo de Despacho em Sistemas de Distribuição de Média Tensão

Nesta seção são apresentados os resultados referentes à aplicação da estratégia de despacho proposta, a GS-FV-DEE. As simulações são conduzidas através de um sistema que representa um alimentador de uma distribuidora de energia brasileira, representando um sistema de pequeno porte. Os resultados das três fases da estratégia são apresentados. A Tabela 6.6 apresenta as principais diferenças entre os problemas de otimização abordados em cada uma das fases: (i) pré-despacho para uma hora à frente, (ii) classificação das soluções e (iii) despacho para uma hora à frente, com resolução de 15 minutos.

O sistema utilizado nas simulações possui 32 barras considerando-se a barra da subestação. Ao todo são 20 consumidores dos quais 7 consumidores participam de um programa de despacho da demanda e são classificados como consumidores do Tipo-I. Assume-se que somente um consumidor flexibiliza parte de sua demanda, disponibilizando-

a a um programa de redução de carga. Através desse programa, o consumidor do Tipo-II recebe incentivos proporcionais ao valor reduzido de carga em cada intervalo de tempo. Os consumidores do Tipo-I definem os limites de carga que pode ser deslocada em cada intervalo e o montante flexibilizado de sua carga, que deve ser totalmente consumido no horizonte de despacho; consumidores do Tipo-II definem o limite que pode ser reduzido em cada intervalo. Ao todo são modelados 6 geradores, sendo que G1 é o gerador de referência e representa o ponto de conexão com a subestação; G27 é o gerador FV; e G13 é o gerador de pico. Assume-se que a demanda não gerenciável é estocástica e é representada através de uma FDP Gaussiana. Os dados referentes aos custos de geração, custos de partida e limites operacionais dos geradores são representados na Tabela C.1 do Anexo C. A Tabela C.2 apresenta os dados dos consumidores flexíveis e a tabela C.3 o valor da demanda não gerenciável.

A meta-heurística híbrida GRASP-ED é aplicada na solução do problema de otimização do pré-despacho. Ao processo de classificação das soluções oriundas do pré-despacho, que é definido por um problema de otimização que não possui variáveis inteiras, aplica-se o algoritmo ED. O redespacho também é solucionado através do algoritmo evolucionário ED. Os parâmetros do GRASP-ED e do algoritmo ED são os mesmos definidos para o problema da seção 6.2.

Resultado do Modelo de Pré-Despacho

Nesta seção são apresentados os resultados relativos ao modelo de pré-despacho. Reitera-se que além de ser estocástico, e considerar a modelagem de programas de DD, esse modelo é caracterizado pela adição da restrição de flexibilidade.

A Tabela 6.7 apresenta os resultados gerados a partir da variação do incentivo pago aos consumidores flexíveis do Tipo-II. Como esperado, observa-se que o valor utilizado em todo o horizonte de despacho da demanda redutível diminui com o aumento do valor do incentivo pago ao consumidor flexível do Tipo-II. O custo operacional aumenta com o aumento do valor do incentivo pago aos consumidores do Tipo-II. Observa-se que a reserva do gerador de pico nos intervalos de tempo #9, #10, #11 e #12, em média, corresponde à metade de sua capacidade de geração em cada intervalo de despacho. Ressalta-se que a demanda flexível do Tipo-I está concentrada nos intervalos com custos de geração menores, com vale de carga. Contudo, observa-se através da Tabela 6.7, que há uma pequena variação do deslocamento da carga flexível do Tipo-I quando aumenta-se o incentivo pago aos consumidores do Tipo-II. A Figura 6.8 ilustra as curvas de carga médias do alimentador sem DD e com DD; neste caso o incentivo é igual a duas vezes o valor do

custo de produção do gerador de referência, G1. Observa-se a suavização da curva de carga com o deslocamento da demanda flexível do Tipo-I para intervalos sem pico de demanda.

Tabela 6.6: Comparação entre as principais características do modelo de pré-despacho e de referência.

Características	Pré-Despacho para um dia à frente	Classificação das Soluções	Despacho para uma hora à frente
Modelo do gerador fotovoltaico	Radiação modelada através de cenários	Radiação modelada através de cenários: conjunto completo - MSMC	Radiação: (i) Dados sintéticos (ii) Dados observados (iii) Cenários
Modelo dos consumidores flexíveis do Tipo-I	Variáveis contínuas	Variáveis contínuas-variáveis de entrada	Variáveis contínuas-variáveis de entrada
Modelo dos consumidores flexíveis do Tipo-II	Variáveis contínuas	Variáveis contínuas	Variáveis contínuas
Modelo da carga não gerenciada	Estocástico - FDP Gaussiana	Estocástico - FDP Gaussiana	Fixo para cada intervalo de tempo: igual ao valor médio
Modelo dos geradores convencionais	Variáveis contínuas com limites operacionais	Variáveis contínuas com limites operacionais	Variáveis contínuas-despacho é um parâmetro de entrada
Função Objetivo	Minimização do custo de operação: custo de geração + incentivos pagos aos consumidores flexíveis do Tipo-II	Minimização do custo de operação: custo de geração + incentivos pagos aos consumidores flexíveis do Tipo-II	Redespacho: minimização do erro
Restrição de Flexibilidade	Possui	Não possui	Não possui
Restrição de energia dos consumidores flexíveis do Tipo-I	Possui	Não Possui	Não Possui
Modelo de Preferências de Consumo	Definição de limites estocásticos de preferências para cada intervalo	Não possui	Não possui
Restrições de agendamento das unidades geradoras	Possui	Não Possui - parâmetro de entrada	Não Possui - parâmetro de entrada
Modelo da rede	Não linear	Linear	Linear

Tabela 6.7: Valor Médio da demanda flexível do Tipo-II e do valor reservado do gerador de pico, de acordo com a variação do incentivo pago.

<i>Proporção do incentivo pago ao consumidor Tipo-II</i>	Valor médio reserva do gerador de pico [pu]				Redução de carga total no horizonte de despacho [pu-h]	Função Objetivo [\$]	Demanda flexível Tipo-I nos intervalos com vale de carga [pu]
	9	10	11	12			
1	0,1381	0,1810	0,2412	0,2162	1,5857	52.762	2,3764
2	0,1868	0,2083	0,1662	0,1587	1,6067	54.753	2,3764
3	0,2303	0,1256	0,1212	0,2438	1,5893	58.075	1,9817
4	0,1911	0,2405	0,2437	0,2181	1,4678	56.453	2,0675
5	0,1646	0,1639	0,2143	0,1697	1,5600	58.618	2,4966

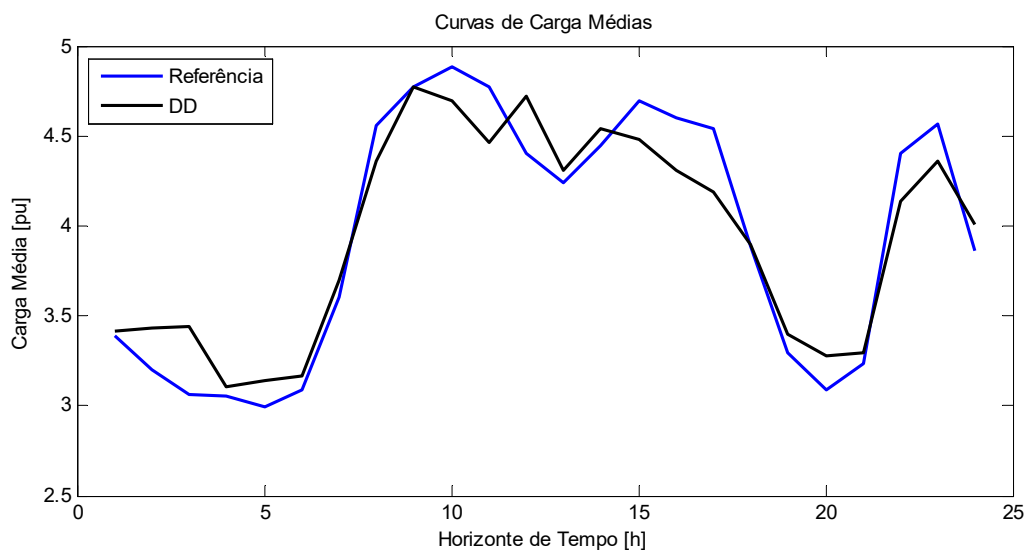


Figura 6.8: Curvas de Carga Médias do sistema teste.

Resultado da Classificação das Soluções

A segunda fase do modelo de despacho proposto consiste em classificar as soluções oriundas do pré-despacho. Sugere-se neste trabalho utilizar o CVaR como métrica para classificar as soluções oriundas do pré-despacho. Através desta técnica tenta-se explorar a capacidade que a solução tem de atender a imprevisibilidade da geração FV sem gerar custos de operação muito altos.

Ao todo são originados dez (10) possíveis pontos de operação através do processo de otimização. Posteriormente calcula-se a média das outras dez soluções, chamada de média das soluções. Para cada uma das dez soluções e para a média das soluções é executado o MSMC com o conjunto de mil cenários gerados para o dia de referência. Em cada execução de MC objetiva-se a minimização de custos de geração. Considera-se que o agendamento de cada um dos geradores são parâmetros de entrada para o problema de otimização. O despacho das cargas flexíveis também é considerado como um parâmetro de entrada. Após as simulações, calcula-se o VaR e o CVaR para a função objetivo.

A Tabela 6.8 apresenta os valores do VaR, do CVaR e o desvio do CVaR da média. Os resultados indicam que a média das soluções apresenta o menor valor da métrica. Os histogramas das duas melhores soluções de acordo com a métrica sugerida nesse trabalho podem ser observados através da Figura 6.9.

Tabela 6.8: Valores das métricas CVaR e VaR das soluções oriundas do pré-despacho.

Soluções	VaR	CVaR	Desvio do VaR em relação à Média
1	14.580	14.698	492,18
2	14.306	14.420	544,78
3	14.253	14.388	519,82
4	14.479	14.593	540,57
5	14.522	14.678	486,63
6	14.527	14.645	505,80
7	14.577	14.693	454,59
8	14.092	14.239	461,90
9	14.505	14.643	615,05
10	14.306	14.438	570,14
11	11.901	12.000	561,76

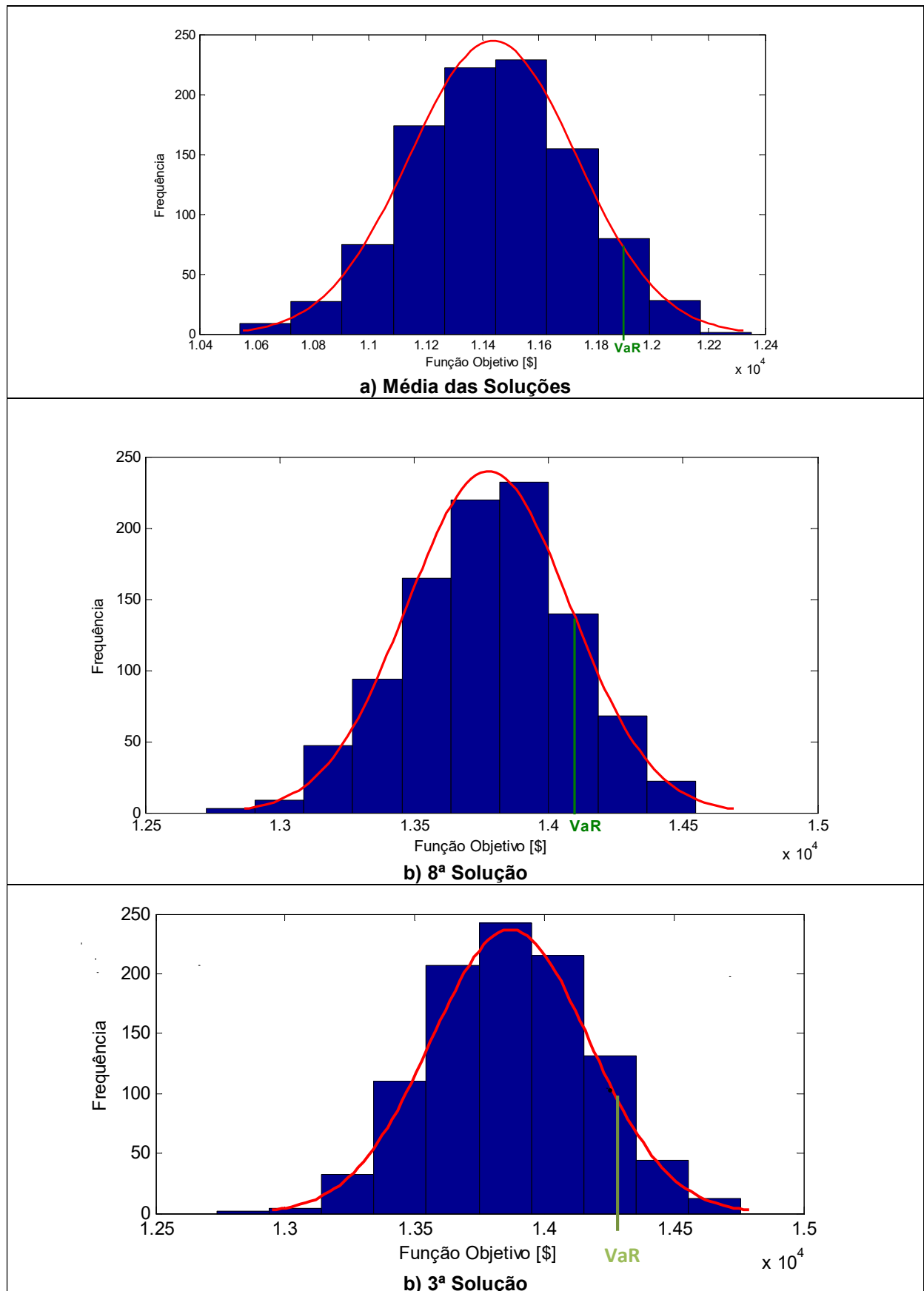


Figura 6.9: Histogramas das melhores soluções classificadas pela métrica CVaR.

Resultado do Despacho para uma hora à frente

Após a definição da ponto operacional é realizado o processo de otimização correspondente ao despacho para uma hora à frente com resolução de 15 minutos. Nesse processo de otimização é imprescindível utilizar técnicas de previsão da geração fotovoltaica rápidas e compatíveis com a resolução de tempo, visto que o despacho é para uma hora à frente. Para isso, é necessária a utilização de técnicas mais evoluídas de geração de cenários e/ou de dados sintéticos da geração FV e também da demanda. Nessa abordagem, utiliza-se a mesma técnica de geração de cenários e uma adaptação da técnica de geração de dados sintéticos de radiação (Aguiar e Collares-Pereira, 1992). A demanda é fixada em seu valor médio considerado como parâmetro da FDP Gaussiana nas duas fases anteriores do GS-FV-DEE.

Utiliza-se o algoritmo ED para solucionar o problema de otimização representado através das equações (3.36) a (3.39) do Capítulo 3. Assume-se como variáveis do problema o despacho do gerador de referência, a reserva do gerador de pico e da carga do Tipo-II. O limite inferior das variáveis do problema de despacho para uma hora é igual a zero, correspondendo ao limite operacional dos recursos despachados. Por sua vez, o limite superior dessas variáveis corresponde ao despacho dessas variáveis definido no pré-despacho. O estado dos geradores, o despacho das cargas flexíveis do Tipo-I são assumidos como parâmetros de entrada. Mais detalhes sobre o problema de otimização podem ser verificados na Tabela 6.1. A utilização do despacho das cargas flexíveis do Tipo-I como parâmetro de entrada visa diminuir impactos negativos para os consumidores que participam do programa de gerenciamento da demanda. Quanto menos modificações no despacho definido no pré-despacho, com vinte quatro horas de antecedência, o consumidor comercial, industrial ou residencial pode programar melhor seu consumo, evitando problemas de descumprimento de contratos para a concessionária e de desconforto para o consumidor. Os cenários e dados sintéticos gerados para o dia de referência, bem como o valor observado de geração FV para o horizonte de tempo de 24 horas com resolução de 15 minutos podem ser observados na Figura 6.10.

As Tabelas 6.9, 6.10 e 6.11 apresentam os resultados referentes ao despacho estocástico para uma hora à frente para os intervalos #9, #10 e #11. Esses intervalos são analisados pois são intervalos com tendência a uma superestimação da geração FV, fato que aumenta a possibilidade de seu usar a reserva do sistema. A resolução do despacho é de 15 minutos. O objetivo do despacho estocástico para uma hora à frente é refinar a solução encontrada no pré-despacho. Observa-se que a readequação da solução do pré-

despacho ocorre, pois a variação da geração FV é diferente quando a resolução de 15 minutos é considerada. Dessa forma o despacho dos recursos flexíveis é diferente nos intervalos que compõem uma hora. Observa-se que nos primeiros quinze minutos da hora #9, no terceiro e quarto intervalos da hora #10, e no quarto intervalo da hora #11 a reserva é despachada bem próxima ao seu valor máximo, isto é, a reserva do gerador de pico é utilizada em sua totalidade. Observa-se que no segundo intervalo da hora #9, no segundo intervalo da hora #10, que a carga redutível é utilizada quando a reserva do gerador de pico não é totalmente utilizada. O resultado mais interessante refere-se ao terceiro e quarto intervalos da hora #10, em que além da reserva do gerador de pico, despachada em seu limite máximo, utiliza-se também a carga redutível do Tipo-II. Além disso, nota-se que em alguns intervalos não é necessária a utilização de nenhum dos recursos flexíveis, como no terceiro e quarto intervalo da hora 9, e no segundo e terceiro intervalo da hora #11.

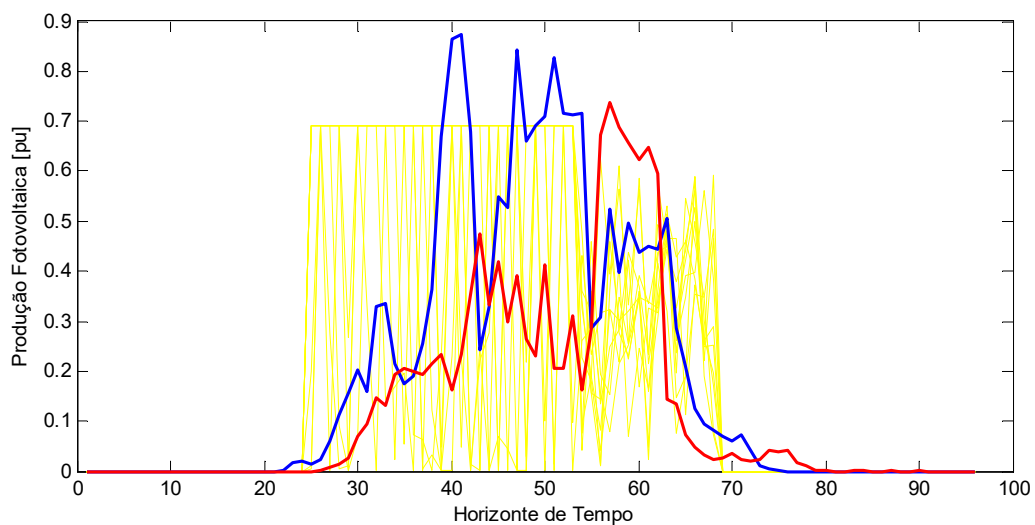


Figura 6.10: Perfil de geração FV para um horizonte de 24 horas com resolução de 15 minutos:
(a) em amarelo os cenários gerados; (b) em azul os dados sintéticos, (c) em vermelho os dados observados.

Tabela 6.9: Utilização da reserva do gerador de pico e da demanda redutível no redespacho.

Despacho Médio da Reserva do Gerador de Pico e Demanda Redutível (C9) [pu]								
Modelo de despacho simulado	Horizonte de Tempo da hora #9							
	$n_T=1$		$n_T=2$		$n_T=3$		$n_T=4$	
	Reserva	C9	Reserva	C9	Reserva	C9	Reserva	C9
Pré-despacho	0,1956	0,0153	0,1956	0,0153	0,1956	0,0153	0,1956	0,0153
Despacho para uma hora à frente estocástico	0,1956	0	0,0122	0,0142	0	0	0	0

Tabela 6.10: Utilização da reserva do gerador de pico e da demanda redutível no redespacho.

Reserva do Gerador de Pico e Demanda Redutível (C9) [pu]								
Modelo de despacho simulado	Horizonte de Tempo da hora #10							
	$n_T=1$		$n_T=2$		$n_T=3$		$n_T=4$	
	Reserva	C9	Reserva	C9	Reserva	C9	Reserva	C9
Pré-despacho	0,2028	0,0156	0,2028	0,0156	0,2028	0,0156	0,2028	0,0156
Despacho para uma hora à frente estocástico	0	0,0027	0	0,0054	0,2028	0,0037	0,2028	0,0032

Tabela 6.11: Utilização da reserva do gerador de pico e da demanda redutível no redespacho.

Modelo de despacho simulado	Reserva do Gerador de Pico e Demanda Redutível (C9) [pu]							
	Horizonte de Tempo da hora #11							
	$n_T=1$		$n_T=2$		$n_T=3$		$n_T=4$	
	Reserva	C9	Reserva	C9	Reserva	C9	Reserva	C9
Pré-despacho	0,2008	0,0188	0,2008	0,0188	0,2008	0,0188	0,2008	0,0188
Despacho para uma hora à frente estocástico	0	0,0061	0	0	0	0	0,2008	0

Conclusões Parciais

Os resultados apresentados nesta seção indicam que a estratégia de despacho proposta consegue definir ainda no pré-despacho a disponibilidade de recursos flexíveis no sistema. Ressalta-se que como a disponibilidade desses recursos é definida no pré-despacho, restrições importantes do sistema podem ser contempladas, como limites de transmissão, limites de injeção de potência por parte da subestação. Além disso, o operador do sistema consegue definir através de critérios próprios qual a solução mais interessante ao sistema.

6.5. Conclusões Finais

O Capítulo 6 apresenta os resultados referentes à aplicação da estratégia de despacho em diferentes tipos de sistema.

Primeiramente, a influência da representação de algumas variáveis e parâmetros são avaliados. Observa-se que a representação da demanda através de variáveis inteiras, juntamente com as preferências de consumo de cada consumidor flexível do Tipo-I, não impede que a demanda flexível seja deslocada em sua maior parte para os intervalos com custos de geração mais baratos. Além disso, o primeiro conjunto de simulações, conduzidas através do sistema teste com 192 barras, mostrou que o custo médio de operação do sistema não aumenta consideravelmente mesmo considerando os elevados incentivos pagos aos consumidores flexíveis do Tipo-II.

Além dessas observações, o segundo conjunto de simulações avalia a estratégia de despacho proposta nesta tese. Observa-se que a estratégia gera resultados interessantes,

pois aumentou-se a capacidade do sistema de mitigar o erro de previsão da produção FV . Uma análise mais aprofundada dos resultados permite dizer que para sistemas carregados, isto é, com capacidade máxima de geração muito próxima da demanda média, a disponibilidade de recursos como a demanda redutível se faz imprescindível. Além disso, a definição de valores de incentivo que remunerem bem a demanda e ao mesmo tempo a torne mais competitiva em relação ao custo de geração do gerador de pico é necessária para viabilizar a utilização deste recurso no sistema.

Além desses resultados, o Anexo D apresenta uma análise do problema de despacho estocástico, cuja demanda não despachável é representada através de um FDP Gaussiana. Neste anexo, um estudo voltado para análise de resultados oriundos da aplicação dos algoritmos evolucionários PSO, ED e PSO/ED é apresentado.

CAPÍTULO 7

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

"Depois de vencida a distância, o desafio é um só: manter vivo o motivo que nos fez partir."

Pe. Fábio de Melo

7.1. Conclusões

A operação de um pequeno sistema elétrico de potência para um dia à frente, na presença de fontes de geração com características estocásticas, representada por geradores FV, e da aleatoriedade da demanda necessita de novas estratégias de despacho que possam mitigar possíveis impactos de erros de previsão ao sistema. Essas estratégias de despacho devem ser capazes de gerenciar a variação e a incerteza de previsão da geração FV e da demanda através do despacho eficiente de recursos flexíveis existentes no sistema. Neste contexto, estratégias de despacho comprometidas com o gerenciamento destes recursos são bastante úteis.

Modelos de despacho que incluem o despacho da demanda e de geradores com capacidade de resposta compatível com a variação da geração FV, podem garantir a disponibilidade desses recursos flexíveis. Além disso, ainda permitem que o operador do sistema vislumbre à priori os custos de gerenciamento de um sistema com essas características.

Sendo assim, a estratégia de despacho proposta nesta tese é modelada no contexto das redes inteligentes, que permitem que processos de controle que necessitam de tecnologia de comunicação avançadas que realizem a comunicação bilateral entre o operador do sistema e seus agentes e/ou recursos flexíveis. A modernização do controle de agentes como geradores e, principalmente, da demanda facilitam mas não são imprescindíveis à implementação da estratégia proposta neste trabalho.

Para desenvolver a estratégia de despacho proposta nesta tese os seguintes objetivos foram concretizados: (i) realização de uma revisão bibliográfica abrangente que abordou desde os modelos de despachos atualmente desenvolvidos para sistemas com presença de geração renovável, passando por técnicas de representação de recursos com características estocásticas que podem estar presentes em um sistema de energia, até técnicas de otimização aplicadas para solucionar este tipo de problema; (ii) formulação do despacho da geração e demanda com intuito de se investigar novas formas de representação do comportamento da demanda flexível, além das curvas de elasticidade, através da observação de dados comportamentais da carga que podem revelar o perfil comportamental de cada uma das cargas de um sistema; (iii) formulação de um modelo estocástico do despacho da geração e da demanda com o objetivo de representar o erro de previsão da geração e da demanda através da técnica de geração de cenários e funções densidade de probabilidade; (iv) incorporação da restrição de flexibilidade ao modelo de

despacho proposto com objetivo de garantir a disponibilidade de recursos flexíveis, ainda no pré-despacho; (v) o desenvolvimento de uma meta-heurística híbrida, GRASP-ED, para a solução do problema de despacho estocástico que se adéqua aos pré-requisitos ou preferências que podem ser estabelecidos pelo operador do sistema; e (vi) a adoção da métrica CVaR como um critério de classificação de soluções oriundas do processo de otimização.

Observou-se que a maior parte dos trabalhos investigam estratégias de gerenciamento dos recursos/reservas com objetivo de mitigar os impactos que a variação e a incerteza da previsão das fontes de geração renovável impõem ao sistema. A metodologia proposta neste trabalho, a GS-FV-DEE, esforça-se para efetuar um gerenciamento de recursos flexíveis ainda no pré-despacho através da restrição de flexibilidade. A exploração inicial de técnicas que podem auxiliar no processo de decisão do operador do sistema, e uma estratégia de despacho para 1 hora à frente, com resolução de 15 minutos, também fazem parte da estratégia de gerenciamento de recursos flexíveis para sistemas elétricos de pequeno porte.

A formulação matemática do modelo de despacho proposto, intitulado GS-FV-DEE considerou além do gerenciamento de geradores, convencionalmente utilizados para atender às variações do sistema, o gerenciamento da demanda ou despacho da demanda. A inserção de fontes de geração renováveis com características intermitentes, como a fotovoltaica. A estocasticidade desse recurso de geração junto às características aleatórias do comportamento da carga podem aumentar a aleatoriedade do sistema fazendo, justificando a modelagem do consumidor do Tipo-II.

A meta-heurística híbrida, a GRASP-ED, aplicada na solução do problema de despacho estocástico proposto foi analisada através de um estudo comparativo entre a meta-heurística e algoritmos determinísticos. Os resultados obtidos indicaram que esses algoritmos são aptos à solução do problema proposto. A necessidade da utilização da meta-heurística GRASP-ED fundamenta-se na forma como o problema de otimização é resolvido, em duas etapas: primeiramente soluciona-se o problema de otimização considerando o espaço de busca formado por variáveis inteira, e; posteriormente resolve-se o problema de otimização que considera um espaço de busca formado por variáveis contínuas, considerando a solução obtida na primeira fase. Além disso, os algoritmos aplicados possuem estratégias estocásticas de exploração do espaço de busca, o que amplia as possibilidades de modelagem, por exemplo, das funções de custo do problema. A meta-heurística híbrida apresentada neste trabalho tem como objetivo explorar um espaço de

busca estocástico fornecendo um conjunto de possíveis soluções que devem ser escolhidas ou não de acordo com as preferências do operador do sistema.

Resultados indicaram que a restrição de flexibilidade potencializa a capacidade do sistema de suavizar o impacto da integração da geração fotovoltaica no balanço entre carga e geração, promovendo um gerenciamento mais eficiente de recursos flexíveis. A restrição de flexibilidade pode ser ainda mais eficiente quando o sistema que está sendo operado estiver muito carregado, pois possibilita o acesso à flexibilidade da demanda. Em relação à validação dos conjuntos de cenários que foram utilizados nas simulações, optou-se pelos conjuntos cuja relação intertemporal foi estabelecida utilizando-se um histórico de dados observados de radiação solar. A técnica de redução de cenários gerou um conjunto reduzido com dez cenários de radiação solar que refletem o mesmo comportamento do conjunto com 1000 cenários. Esses resultados indicam que a meta-heurística híbrida desenvolvida apresentou-se como técnica promissora para a solução do problema de despacho estocástico proposto.

Além disso, a análise da influência do despacho da demanda flexível nos resultados do modelo de pré-despacho e uma análise completa das três etapas do modelo da estratégia GS-FV-DEE. O primeiro conjunto de simulações utilizou o sistema teste de subtransmissão que possui 192 barras. Observando-se os resultados do modelo de pré-despacho considerando-se diferentes modelos de despacho da demanda, constatou-se que para valores de incentivo, pagos aos consumidores do Tipo-II, superiores a três vezes o valor do custo de produção do gerador de referência, que o despacho da demanda do Tipo-II é utilizado somente em casos extremos onde a reserva do gerador de pico é insuficiente para atender ao "gap" da geração FV. Além disso, constatou-se que o aumento do custo do gerador de referência nos intervalos de maior demanda influenciou o deslocamento da demanda flexível do Tipo-I para os intervalos com custos de geração menores. Ao se assumir a representação das preferências dos consumidores observou-se que mesmo que alguns consumidores sejam mais conservadores, não permitindo grandes modificações em seu perfil de carga, a aplicação do despacho da demanda mostrou-se eficiente. Quanto a aleatoriedade das preferências desses consumidores observou-se que mesmo representando essa aleatoriedade do comportamento dos consumidores o modelo de despacho da demanda continuou eficiente, isto é, alocando a carga dos consumidores flexíveis do Tipo-I para os intervalos com custos de geração menores. O segundo conjunto de simulações foi conduzido através de um sistema de distribuição de uma distribuidora brasileira que contém 31 barras e possui um perfil de carga totalmente diferente do primeiro sistema. Os resultados mostraram que as observações feitas sobre o uso da carga do Tipo-

II e sobre a influência do custo de geração do gerador de referência no despacho da carga do Tipo-I se confirmaram. O pré-despacho, primeira fase da estratégia, estabeleceu a disponibilidade de recursos flexíveis para um dia à frente, embasando-se na probabilidade de superestimação de produção fotovoltaica. Além disso, todos os recursos despacháveis do sistema foram gerenciados de acordo com as condições do sistema e prováveis erros de previsão. A vantagem de uma estratégia pautada nesses princípios é evitar o desbalanço entre demanda e geração utilizando os recursos e informações do sistema. Pode-se citar a utilização do histórico de dados de radiação solar, o histórico de dados recolhidos através de campanhas de medição ajudaram a definir o perfil de consumo de consumidores do sistema. O processo de classificação de possíveis soluções oriundas do pré-despacho embasou-se na métrica CVaR. Durante esse processo observou-se que a média das soluções oriundas do pré-despacho apresentou um menor valor de CVaR para as condições do sistema tratado. A última etapa da proposta de despacho apresentada consiste em refinar a solução escolhida através da métrica CVaR considerando-se a aleatoriedade da geração FV em uma escala de tempo de quinze minutos. Para isso, realizou-se o despacho estocástico dos recursos flexíveis para uma hora à frente com resolução de quinze minutos. Observou-se através dos resultados do despacho para uma hora à frente que o refinamento das soluções oriundas do pré-despacho é efetivado. A modificação dos valores do despacho deveu-se aos diferentes padrões de aleatoriedade da geração FV em diferentes escalas de tempo. Especificamente, a utilização da metodologia do Valor Condicionado ao Risco (CVaR) foi apresentado como uma das formas de classificar o conjunto de soluções obtido. Nesta abordagem, essa técnica estabelece um "*trade-off*", um compromisso entre o custo de se utilizar soluções com maior capacidade de absorver os erros de previsão do sistema.

Conclui-se que a estratégia de despacho proposta, que inclui o agendamento no pré-despacho e o redespacho de geração das unidades agendadas e o gerenciamento dos recursos flexíveis através da restrição de flexibilidade, conseguiu estabelecer a disponibilidade de recursos flexíveis horas à frente do agendamento ser implantado. Tudo isso sem a necessidade de reagendamento dos geradores térmicos. Os resultados mostraram que gerenciar a variação e incerteza por meio desses métodos levou a um aumento do custo operacional do sistema em relação ao custo das estratégias convencionais, mas garantiu a disponibilidade de recursos flexíveis ao mesmo tempo em que as restrições do sistema, como o limite de transmissão, são atendidas. Dessa forma, os resultados sugerem que a estratégia desenvolvida é promissora.

7.2. Trabalhos Futuros

Nesta seção são apresentadas algumas sugestões de trabalhos futuros que darão continuidade a esta pesquisa.

Primeiramente são apresentadas sugestões sobre o modelo de despacho proposto. O problema GS-FV-DEE pode ser formulado como um problema multiobjetivo que, por exemplo, pode considerar a remuneração dos consumidores e o custo operacional do sistema entre as funções de mérito. Esse tipo de modelo pode ser utilizado como metodologia padrão para que o operador do sistema possa definir de maneira eficiente os valores dos incentivos pagos aos consumidores sem aumentar demasiadamente os custos de operação. Ainda se tratando do modelo de despacho proposto, um mesmo modelo pode agregar restrições específicas para escalas de tempo de tempo diferentes. Utilizando-se o histórico de dados observados e sintéticos a restrição de flexibilidade pode-se representar de forma mais assertiva os intervalos de tempo onde haverá previsão de superestimação da geração fotovoltaica. A formulação do modelo de pré-despacho também pode ser realizada em dois estágios, como alguns modelos apresentados na literatura, em que o agendamento dos geradores é realizado no primeiro estágio e o despacho no segundo.

O trabalho desenvolvido nesta tese não aprofundou-se na metodologia de cálculo de dados sintéticos. Contudo, como se sabe, melhorar a previsão desses dados ajuda bastante na qualidade de gerenciamento da operação de um sistema. Dessa forma, técnicas espaço-temporais, que correlacionam a produção de painéis fotovoltaicos e posições diferentes do sistema permitem vislumbrar que tipo de variação que o sistema enxergará, bem como os impactos e as ações eficientes de mitigação desses impactos.

Nesta mesma linha, sobre a representação estocástica da radiação solar é interessante testar outras técnicas de geração de cenários. Técnicas que consigam estabelecer a correlação entre diferentes processos estocásticos podem permitir a geração conjunta de cenários de radiação solar e de demanda por exemplo, principalmente em escalas sub-horárias.

Em relação aos consumidores flexíveis do Tipo-I pode-se ainda futuramente explorar/modelar com um nível maior de detalhamento as cargas desses consumidores que podem ser gerenciadas. Além de representá-las através de variáveis inteiras, estabelecer melhor os processos contínuos desses equipamentos. Além disso, representar a resposta desses consumidores juntamente ao modelo de FPO é uma estratégia interessante que deve ser considerada.

Novas metodologias de tomada de decisão também podem ser exploradas com intuito de facilitar o processo de escolha da melhor solução, que representará um ponto de operação do sistema.

Além dessas sugestões, pode-se explorar diversas combinações de geradores, com diferentes posições e níveis de penetração do gerador FV, mostrando a influência do erro de previsão da produção FV em diferentes configurações de sistemas elétricos. Outros recursos também podem ser adicionados ao sistema elétrico, como veículos elétricos, sistemas de armazenamento de energia distribuídos e pequenas centrais hidrelétricas.

A meta-heurística híbrida desenvolvida em Matlab apresentou um desempenho adequado para os casos estudados. Contudo, as simulações foram conduzidas para pequenos sistemas. Para expandir os horizontes de aplicação da metodologia proposta em sistemas de maior porte, é interessante dar continuidade à implementação dos algoritmos em linguagens compiladas de programação, ou em ambientes mais específicos de programação como o GAMS. Além disso, sugere-se também um estudo mais aprofundado da capacidade de replicabilidade e robustez da meta-heurística híbrida desenvolvida.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abou El Ela, A. A., M. A. Abido, e S. R. Spea. "Optimal power flow using differential evolution algorithm.", 2010, *Electric Power Systems Research*, vol. 80, nº7, p. 878-885.

Abou El Ela, A. A., M. A. Abido, e S. R. Spea. "Differential evolution algorithm for emission constrained economic power dispatch problem.", 2010, *Electric Power Systems Research* vol. 80, nº10, p. 1286-1292.

Ackermann, T., Andersson, G., & Söder, L., "Distributed generation: a definition.", 2001, *Electric power systems research*, vol. 57, nº3, p. 195-204.

Aguiar, R., Collares-Pereira, M. T. A. G., 1992, " TAG: a time -dependent, autoregressive, Gaussian model for generating synthetic hourly radiation", *Solar Energy*, vol. 49, nº 3, p. 167-174.

Albadi M.H., El-Saadany E.F., " A summary of demand response in electricity markets", 2008 *Electric Power Research*; vol. 78, nº1, p. 1989-1996.

ALEA, Acção Local de Estatística Aplicada, Disponível em: http://www.alea.pt/html/nocoos/html/cap3_2_31.html; Consultada em: 27/10/2015.

Allan, R. N., Grigg, C.H., Newey, D.A., Simmons, R.F., "Probabilistic power-flow techniques extended and applied to operational decision making," *Electrical Engineers, Proceedings of the Institution of IEEE* , vol.123, no.12, p.1317-1324, December 1976.

ANEEL, "Resolução Normativa Nº 482", 2012. Disponível em: www.aneel.gov.br/cedoc/ren2012482.pdf

Araújo, T. F., Uturbey, W., Xie, L., Monteiro, L. G., Boaventura, W. C., Macedo, W. N., Cardoso, E. N., Lopes, B. M., 2015, "The Value of Responsive Demand in Distribution Systems with PV Generation." In: European PV Solar Energy Conference and Exhibition, 2015, Hamburg. Conference Proceedings of EUPVSEC.

(a) Araújo, T.F. e Uturbey, W., "Performance assessment of PSO, DE and hybrid PSO–DE algorithms when applied to the dispatch of generation and demand." *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 47, p. 205-217, 2013.

(b) Araújo, T.F. e Uturbey, W., "Evolutionary Optimization Algorithms Applied to Demand Dispatch via Stochastic Mixed-Integer-Programming", PowerTech 2013, Junho 2013.

Araújo, T.F. e Uturbey W., Caixeta, L., Short-Term Hydrothermal Dispatch and Demand Management with Evolutionary Algorithms, In: 12th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC), pp. 376-381, May 2013.

(a) Araújo, T.F. e Uturbey W., "Particle Swarm Optimization and Hybrid Algorithm Applied to Generation and Demand Dispatch", In: 11th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC), pp. 376-381, May 2012.

(b) Araújo, T.F. e Uturbey W., "Programação inteira mista via otimização por enxame de partículas e algoritmo híbrido aplicados ao despacho da geração e da demanda", Congresso Brasileiro de Automática (CBA), Campina Grande- PB, Setembro de 2012.

Araújo, T.F. e Uturbey, W., e Glória, L.L., "Comissionamento de Geração e Despacho de Demanda através de Otimização por Enxame de Partículas e de Algoritmo Híbrido", *IV Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos (SBSE)*, p. 1-6. Goiânia- Goiás, Maio de 2012.

Araújo, T.F. e Uturbey W. "Generation and demand management via particle swarm optimization". In: *10th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)*; 2011.

Baziar, A., Kavousi-Fard, A., 2013, "Considering uncertainty in the optimal energy management of renewable micro-grids including storage devices". *Renewable Energy*, vol. 59, p. 158-166.

Bessa, R. J., Miranda, V., Botterud, A., Zhou, Z., & Wang, J., 2012, "Time-adaptive quantile-copula for wind power probabilistic forecasting". *Renewable Energy*, vol. 40, nº 1, p. 29-39.

Bertsimas, D., Litvinov, E., Sun, X. A., Zhao, J., & Zheng, T., 2013, "Adaptive robust optimization for the security constrained unit commitment problem". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, nº 1, p. 52-63.

BoussaiD, I., Lepagnot, J., & Siarry, P., 2013, "A survey on optimization metaheuristics." *Information Sciences*, vol. 237, p. 82-117.

Borsenberger, H., Sandou, G., Dessante, P., "Unit commitment with production cost uncertainty, a recourse programming method.", In: *Control Methodologies and Technology for Energy Efficiency*, p. 220-225, 2010.

Bradley, A. A., Schwartz, S. S., & Hashino, T., "Sampling uncertainty and confidence intervals for the Brier score and Brier skill score." *Weather and Forecasting*, vol. 23, nº 5, p. 992-1006, 2008.

Briano, J. I., Coory, J., Löper, D., 2015, "Sustainable Electricity Systems - Smart City Lighthouse Cases", Disponível em: http://www.leonardo-energy.org/sites/leonardo-energy/files/documents-and-links/smart_cities_-_issue_1.pdf, Consultado em: 14/05/15.

Cappers, Peter. "Mass market demand response and variable generation integration issues: a scoping study." (2012). Disponível em: <http://escholarship.org/uc/item/2pg826r9>; Consultado em: 14/05/15.

Cappers, P., Goldman, C., e Kathan, D., 2010. "Demand response in US electricity markets: Empirical evidence." *Energy*, vol. 35, n. 4, p. 1526-1535.

Carrano, E. G., Guimarães, F. G., Takahashi, R. H., Neto, O. M., & Campelo, F., 2007, "Distribution network expansion under load-evolution uncertainty using an immune system inspired algorithm.", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 22, nº2, p. 851-861.

Chen, H., Li, H., Ye, R., & Luo, B., "Robust scheduling of power system with significant wind power penetration". In *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 2012 p. 1-5.

Cheung, K., Rios-Zalapa, R., Wang, X., & Wan, J., "A Practical Robust Dispatch Algorithm for a Smarter Power Grid.", In *IEEE Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, Asia-Pacific, p. 1-4, 2011.

Coath, G., Al-Dabbagh, M.; Halgamuge, S., "K. Particle swarm optimisation for reactive power and voltage control with grid-integrated wind farms". In: *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, p. 303-308, 2004.

Companhia Energética de Minas Gerais - CEMIG, 2015, http://www.cemig.com.br/pt-br/a_cemig/nossos_negocios/Paginas/modulacao_dinamica_cemig.aspx

Companhia Energética de Minas Gerais - CEMIG, http://www.cemig.com.br/ptbr/A_Cemig_e_o_Futuro/sustentabilidade/nossos_programas/...Redes_Inteligentes/Paginas/default.aspx

Cotta, C., e Fernández, A. J., "A hybrid GRASP–evolutionary algorithm approach to golomb ruler search." In *Parallel Problem Solving from Nature-PPSN VIII*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 481-490, 2004.

Das, S., & Suganthan, P. N., "Differential evolution: a survey of the state-of-the-art." *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 15, nº 1, p. 4-31, 2011.

Dragoon, k., e Papaefthymiou, G., "Power System Flexibility Strategy Roadmap: Preparing power systems to supply reliable power from variable energy resources", 2015. Disponível em: http://www.leonardo-energy.org/sites/leonardo-energy/files/documents-and-links/strategic_flexibility_roadmap-final-beta_version.pdf, Página consultada em: 14/05/15.

Dimitrovski, A.; Ackovski, R., "Probabilistic load flow in radial distribution networks," *IEEE Transmission and Distribution Conference*, 1996. Proceedings., p.102-107, 15-20 Sep 1996.

Ela, E., Diakov, V., Ibanez, E., & Heaney, M., NREL, "Impacts of variability and uncertainty in solar photovoltaic generation at multiple timescales". Contract, 303, 275-3000, 2013 Disponível em: http://www.smartgridinformation.info/pdf/5506_doc_1.pdf

El-khattam, W., Hegazy, Y.G., Salama, M.M.A., "Stochastic Power Flow Analysis of Electrical Distributed Generation Systems", *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, vol. 2, p.1141-1144, 2003.

Energy, 2013, <http://www.energy.umd.edu/research/smart-grid>

Energy, 2013, <http://www.energy.ca.gov/glossary/glossary-d.html>

Energinet, 2013, <http://energinet.dk/EN/FORSKNING/Energinet-dks-forskning-og-udvikling/Sider/Fravindkraft-til-varmepumper.aspx>

EPE, N. T., 2014, "Inserção da Geração Fotovoltaica Distribuída no Brasil– Condicionantes e Impactos", Nota Técnica da Empresa de Pesquisa Energética (EPE), Rio de Janeiro. Disponível em: [http://www.epe.gov.br/mercado/Documents/S%C3%A9rie%20Estudos%20de%20Energia/DEA%2019%20%20%20Inser%C3%A7%C3%A3o%20da%20Gera%C3%A7%C3%A3o%20Fotovoltaica%20Distribu%C3%ADa%20no%20Brasil%20%20Condicionantes%20e%20Impactos%20VF%20%20\(Revisada\).pdf](http://www.epe.gov.br/mercado/Documents/S%C3%A9rie%20Estudos%20de%20Energia/DEA%2019%20%20%20Inser%C3%A7%C3%A3o%20da%20Gera%C3%A7%C3%A3o%20Fotovoltaica%20Distribu%C3%ADa%20no%20Brasil%20%20Condicionantes%20e%20Impactos%20VF%20%20(Revisada).pdf)

EPRI - Electric Power Research Institute, 2013. Disponível em: <http://www.epri.com/Our-Work/Pages/Distributed-Electricity-Resources.aspx>. Acessado em: 01 de Janeiro de 2013.

EPRI - Electric Power Research Institute, 2000, Engineering Guide for Integration of Distributed Generation and Storage into Power Distribution Systems. Disponível em: <http://www.epri.com/abstracts/Pages/ProductAbstract.aspx?ProductId=00000000001000419&Mode=download>. Acessado em: 28 de Setembro de 2015.

E-Price, 2013, <http://www.e-price-project.eu/website/TLL/eprice.php>

E-Price, 2013, <http://www.e-price-project.eu/website/TLL/eprice.php>

Fathi, M., Bevrani, H., 2013, "Statistical cooperative power dispatching in interconnected microgrids". *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 4, nº. 3, p. 586-593.

Feo, T. A., e Resende, M. G., 1989, "A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem". *Operations research letters*, vol. 8, nº 2, p. 67-71.

Gallego, L.A., Echeverri, M.G., Padilha-Feltrin, A., 2006, "Fluxo de potência trifásico probabilístico para redes de distribuição usando o método de estimação por pontos", *Revista Controle e Automação*, vol. 23, nº12, p. 179-189.

Gendreau, M., & Potvin, J. Y., 2010, "Handbook of metaheuristics", vol. 2, New York: Springer.

Giordano, V., Gangale, F., Fulli, G., Jiménez, M.S., "Smart Grid Projects in Europe: lessons learned and current developments", *JRC Reference Reports*, 2011. Disponível em: http://ses.jrc.ec.europa.eu/sites/ses/files/documents/smart_grid_projects_in_europe_lessons_learned_and_current_developments.pdf. Página consultada em: 01/09/2013.

Gudi, N., Wang L., Devabhaktuni V., 2012, "A demand side management based simulation platform incorporating heuristic optimization for management of household appliances". *Electrical Power and Energy Systems*, vol.43, nº1, p. 185-193.

Guimarães, F. G., "Algoritmos de evolução diferencial para otimização e aprendizado de máquina." In IX Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 2009.

Hernández, J. C., F. J. Ruiz-Rodriguez, and F. Jurado., 2013, "Technical impact of photovoltaic-distributed generation on radial distribution systems: Stochastic simulations for a feeder in Spain". *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 50, p. 25-32.

Hota, P. K., A. K. Barisal, and R. Chakrabarti., 2009, "An improved PSO technique for short-term optimal hydrothermal scheduling." *Electric Power Systems Research*, vol. 79, nº7, p. 1047-1053.

Hutterer, S., Affenzeller, M., 2013, "Probabilistic electric vehicle charging optimized with genetic algorithms and a two-stage sampling scheme". *International Journal of Energy Optimization and Engineering (IJEEO)*, vol. 2, nº. 3, p. 1-15.

INEE, 2013, http://www.inee.org.br/forum_ger_distrib.asp

IREC, http://www.irec.cat/index.php?option=com_content&view=article&id=27&Itemid=52&lang=en

INEE, 2013, http://www.inee.org.br/forum_ger_distrib.asp?Cat=forum

Jabr, R., 2005, "Robust self-scheduling under price uncertainty using conditional value-at-risk", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 20, nº 4, p. 1852-1858.

Ji, B., Yuan, X., Chen, Z., & Tian, H., 2014, "Improved gravitational search algorithm for unit commitment considering uncertainty of wind power." *Energy*, vol. 67, p. 52-62.

Jia D.L., Zheng G.X., Qu B.Y., Khan M.K., 2011, "A hybrid particle swarm optimization algorithm for high-dimensional problems." *Computers & Industrial Engineering*, vol. 61, nº4, p. 1117-1122.

Jiang, H., Zhang, S., Hu, Z., Song, Y., & Chiwei, Y., "Robust optimization method for unit commitment with network losses considering wind uncertainties.", *In IEEE Power and Energy Society General Meeting*, p. 1-5, 2012.

Kacprzak, T., Walkowiak, K. e Wozniak, M., "Optimization of overlay distributed computing systems for multiple classifier system—heuristic approach." *Logic Journal of IGPL*, vol. 20, nº 4, p. 677-688, 2012.

Kaegi, E., Cherkaoui, R. Germond, A., "Decentralized Unit Commitment and Dispatch for The Distribution Systems Using Intelligent Agents Approach", *16th PSCC*, Glasgow, Scotland, p. 1-8, 2008.

Kennedy, J., Eberhart, R., 1995, "Particle Swarm Optimization". *Proceeding IEEE Inter Conference on Neural Networks*, Perth, Australia, Piscataway, vol. 4, p. 1942-1948.

Kiliccote, S., P. Sporborg, I. Sheikh, E. Huffaker, M. A. Piette., 2010, "Integrating Renewable Resources in California and the Role of Automated Demand Response". *California Energy Commission, PIER Program*. LBNL-4189E.

Kumar, R., Gupta, R.A., Bansal, A.K., 2013, "Economic analysis and power management of stand-alone wind/photovoltaic hybrid energy system using biogeography based optimization algorithm", *Swarm and Evolutionary*, vol. 8, p. 33-43.

Li, M. S., Ji, T. Y., Wu, Q. H., & Xue, Y. S., " Stochastic Optimal Power Flow using a Paired-Bacteria Optimizer." *In IEEE Power and Energy Society General Meeting*, p. 1-7, 2010.

Lim, S.Y., Montakhad, M., Nouri, H., 2009, "Economic dispatch of power system using particle swarm optimization with constriction factor". *International Journal of Innovations in Energy Systems and Power*, vol. 4, p. 29-34.

Lu, H., Pichet, S., Song, Y.H., Dillon, T., 2010, "Experimental study of a new hybrid PSO with mutation for economic dispatch with non-smooth cost function." *Electrical Power and Energy Systems*, vol.32, nº9, p. 921-935.

Ma, X. Y., Sun, Y. Z., Fang, H. L., 2013, "Scenario generation of wind power based on statistical uncertainty and variability". *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 4, nº. 4, p. 894-904.

Makarov, Y. V., Etingov, P. V., Ma, J., Huang, Z., & Subbarao, K., 2011, "Incorporating uncertainty of wind power generation forecast into power system operation, dispatch, and unit commitment procedures". *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 2, n. 4, p. 433-442.

Makarov, Y. V., Loutan, C., Ma, J., & De Mello, P., 2009, "Operational impacts of wind generation on California power systems." *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 24, n. 2, p. 1039-1050.

Mandal, K.K., e Chakraborty, N., 2011, "Short-term combined economic emission scheduling of hydrothermal systems with cascaded reservoirs using particle swarm optimization technique.", *Applied Soft Computing*, vol. 11, nº1, p. 1295-1302.

Martinez-Rojas, M., Sumper, A., Gomis-Bellmunt, O., & Sudrià-Andreu, A., 2011, "Reactive power dispatch in wind farms using particle swarm optimization technique and feasible solutions search.", *Applied Energy*, vol. 88, nº12, p. 4678-4686.

Mazidi, M., Zakariazadeh, A., Jadid, S., & Siano, P., 2014, "Integrated scheduling of renewable generation and demand response programs in a microgrid". *Energy Conversion and Management*, vol. 86, p. 1118-1127.

McGranaghan, M., Ortmeier, T., Crudele, D., Key, T., Smith, J., Barker, P., Renewable Systems Interconnection Study: Advanced Grid Planning and Operation. Sandia Report SAND2008-0944 P. Sandia National Laboratories, 2008. Disponível em: www.1.eeere.energy.gov/solar/solar_america/rsi.html. Acesso em: 28 de setembro de 2015.

Mingyong, L., & Erbao, C., 2010, "An improved differential evolution algorithm for vehicle routing problem with simultaneous pickups and deliveries and time windows." *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 23, nº 2, p.188-195.

Mohamed, A., Salehi, V., Mohammed, O., 2012, "Real-Time Energy Management Algorithm for Mitigation of Pulse Loads in Hybrid Microgrids," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol.3, no.4, pp.1911-1922.

Momoh, J. A., e D'Arnaud, K., "Optimizing grid connected renewable energy resources with variability." *In IEEE Power and Energy Society General Meeting*, p. 1-6, 2012.

Morales, J. M., Pineda, S., Conejo, A. J., & Carrion, M., 2009, "Scenario reduction for futures market trading in electricity markets". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 24, nº 2, p. 878-888.

Niknam, T., Golestaneh, F., & Malekpour, A. ,2012, "Probabilistic energy and operation management of a microgrid containing wind/photovoltaic/fuel cell generation and energy storage devices based on point estimate method and self-adaptive gravitational search algorithm.", *Energy*, vol.43, nº1, p. 427-437.

Niknam, T., Mojarrad, H.D., Meymand, H.Z., Firouzi, B.B., 2011, "A new honey bee mating optimization algorithm for non-smooth economic dispatch.", *Energy*, vol. 36, p. 896-908.

Niknam, T., Firouzi, B.B., Mojarrad, H.D., 2011, "A new evolutionary algorithm for non-linear economic dispatch." *Expert System with Application*, vol. 38, p. 13301-13309.

Noman N., Iba H., "Differential evolution for economic dispatch problems." 2008, *Electric Power System Research*, vol. 78, nº8, p. 1322-1331.

Osorio, G. J., Lujano-Rojas, J. M., Matias, J. C. O., & Catalao, J. P. S., 2015. "A new scenario generation-based method to solve the unit commitment problem with high penetration of renewable energies." *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 64, p. 1063-1072.

Pagnoncelli, B. K., Ahmed, S., e Shapiro, A., 2009, "Sample average approximation method for chance constrained programming: theory and applications". *Journal of optimization theory and applications*, vol. 142, nº 2, p. 399-416.

Papavasiliou, A., Oren, S., 2014, "Large-scale integration of deferrable demand and renewable energy sources". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 29, nº 1, p. 489-499.

PAPOULIS, A. Probability, random variables and stochastic processes. New York: McGraw-Hill. 2001. 847 p.

Pezzini, P., Gomis-Bellmunt, O., & Sudrià-Andreu, A., 2011, "Optimization techniques to improve energy efficiency in power systems", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 15, nº 4, p. 2028-2041.

Piperagkas, G. S., Konstantaras, I., Skouri, K., & Parsopoulos, K. E., 2012, "Solving the stochastic dynamic lot-sizing problem through nature-inspired heuristics." *Computers & Operations Research*, vol. 39, nº 7, p. 1555-1565.

Pinson, P., Girard, R., 2012, "Evaluating the quality of scenarios of short-term wind power generation". *Applied Energy*, vol. 96, p. 12-20.

Pinson, P., Papaefthymiou, G., Klockl, B., Nielsen, H. A., & Madsen, H., 2009, "From probabilistic forecasts to statistical scenarios of short-term wind power production". *Wind energy*, vol. 12, nº 1, p. 51-62.

PJM. Bringing the Smart Grid Idea Home, 2012. Disponível em:
<<http://www.pjm.com/~media/documents/reports/strategic-responses/letters/smartgrid.ashx>>

Pinson, P., & Girard, R., 2012, "Evaluating the quality of scenarios of short-term wind power generation.", *Applied Energy*, vol. 96, p. 12-20.

Procel, Eletrobrás. "Avaliação do mercado de eficiência energética no Brasil - Pesquisa de posse de equipamentos e hábitos de uso- ano base 2005- classe residencial- relatório sudeste. Consultada em: Julho de 2013. Disponível em: <http://www.procelinfo.com.br/main.asp>.

Qu, B. Y., Suganthan, P. N., & Liang, J. J., 2012, "Differential evolution with neighborhood mutation for multimodal optimization.", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol.16, nº.5, p. 601,614.

Redes Inteligentes Brasil, 2013, <http://redesinteligentesbrasil.org.br/projetos-piloto-brasil.html>

Reis, R. J., Tida, C., Azevedo, V. W. B., Abreu, J. F., Guimarães, D. P., Fraidenraich, N. O., Vilela, C., Barbosa, E. M. S., Alves, M. A. S., Reis, D. S.. "Atlas Solarimétrico de Minas Gerais," First Edition, Vol. 1 (2012), pp 1-80. Belo Horizonte.

Reive, 2013, <http://reive.inescporto.pt/pt/laboratorio>

RODRIGUES, Luiz Giovani Lopes; CARNEIRO, Adriano Alber de França Mendes; COSTA, GRM., 2003, O Planejamento da Operação de Curto-Curtíssimo Prazo com Acoplamento Elétrico-Energético Utilizando FPOCA. In: Fifth Latin-American Congress on Electricity Generation and Transmission.

Rios-Zalapa, R., Wang, X., Wan, J., & Cheung, K., 2010, "Robust dispatch to manage uncertainty in real time electricity markets". In *IEEE Innovative Smart Grid Technologies (ISGT)*, p. 1-5.

Rockafellar, R. T., Uryasev, S., 2000, "Optimization of conditional value-at-risk". *Journal of risk*, vol. 2, p. 21-42.

Ruiz, P. A., Philbrick, C., e Sauer, P. W., 2010, "Modeling approaches for computational cost reduction in stochastic unit commitment formulations." *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 25, nº1, p. 588-589.

Saber, A.Y., Senjyu, T. , Yona, A. e Funabashi, T., 2007, "Unit commitment computation by fuzzy adaptive particle swarm optimization", *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 1, pp. 456-465.

SCPPA. Request for proposals for aggregated demand side management and dispatchable demand response solutions response.

<<http://www.scppa.org/Downloads/RFP/DispatchableDemandResponseSolutions092311.pdf>>.

Schneider, F., Klabjan, D., Thonemann, U., "Incorporating Demand Response with Load Shifting into Stochastic Unit Commitment." Available at SSRN 2245548, 2013.

SmartGrid Light, 2013, <http://smartgridlight.com.br/projetos-piloto/>

Singh K., Padhy N.P., Sharma J., 2011, "Influence of price responsive demand shifting bidding on congestion and LMP in pool- based day-ahead electricity markets.", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, nº 2, p. 886-896.

Shiina, T., 2012, "Unit commitment problem with stochastic demand". *Journal of Computations & Modelling*, vol. 2, nº. 2, p. 35-53.

Sun C. e Songfeng, L., 2010, "Short-term combined economic emission hydrothermal scheduling using improved quantum-behaved particle swarm optimization", *Expert Systems With Applications*, vol. 37, p. 4232-4241.

Surender Reddy, S.; Bijwe, P. R.; Abhyankar, A. R., "Real-Time Economic Dispatch Considering Renewable Power Generation Variability and Uncertainty Over Scheduling Period", *IEEE Systems Journal*, vol.9, nº.4, p.1440-1451, 2015.

Torquato, R., Shi, Q., Xu, W., & Freitas, W., 2014, A Monte Carlo simulation platform for studying low voltage residential networks. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 5(6), 2766-2776.

Torriti, J., Hassan, M. G., e Leach, M., 2010, "Demand response experience in Europe: Policies, programmes and implementation.", *Energy*, vol. 35, nº4, p. 1575-1583.

Urbey W, Simões Costa A, Marco A, Santos SS, Nakanishi H, Schier J, Pacheco ACJ., "A load management program for large consumers of distribution company". *Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning – SEPOPE*, Rio de Janeiro, Brazil; 2004.

Urbey, W., Araújo, T. F., Duarte, A. P. P., Coura, I. M., 2015, "An optimization framework to assess TOU tariffs", In: *Innovative Smart Grid Technologies Conference Latinamerica (ISGT-LA)*, Montevideo, Uruguay, Conference Proceedings of ISGT-LA.

Varadarajan M., Swarup K.S., 2008, "Differential evolutionary algorithm for optimal reactive power Dispatch.", *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 30, nº 8, p. 435-441.

Viana, A., Sousa, J. P., Matos, M., 2003, "Using GRASP to solve the unit commitment problem", *Annals of Operations Research*, vol. 120, p. 117-132.

Vicente, W.C. B., Caire, R., Hadsaid, N., 2012, "Probabilistic load flow for voltage assessment in radial systems with wind power". *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 41, nº. 1, p. 27-33.

Xie, L., Carvalho, P., Ferreira, L. A., Liu, J., Krogh, B. H., Popli, N., & Ilić, M. D., 2011, "Wind integration in power systems: Operational challenges and possible solutions". *Proceedings of the IEEE*, vol. 99, nº1, p. 214-232.

Zakariazadeh, A., Jadid, S., Siano, P., 2014, 'Stochastic operational scheduling of smart distribution system considering wind generation and demand response programs'. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 63, p. 218-225.

- Zhang, Y., Gatsis, N., Giannakis, G., 2013, "Robust energy management for microgrids with high-penetration renewables". *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 4, nº 4, p. 944-953.
- Zhou, Z., Botterud, A., 2014 "Dynamic scheduling of operating reserves in co-optimized electricity markets with wind power", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 29, n. 1, p. 160-171.
- Yan, H., Li, X., "Stochastic Optimal Power Flow Based Improved Differential Evolution.", *In: IEEE Global Congress on Intelligent Systems (GCIS), Second WRI*, 2010, p. 243-246.
- Yuan, X., Ji, B., Zhang, S., Tian, H., & Chen, Z., 2014, "An improved artificial physical optimization algorithm for dynamic dispatch of generators with valve-point effects and wind power". *Energy Conversion and Management*, vol. 82, nº 92-105.
- Yuan, X., Su, A., Nie, H., Yuan Y., e Wang, L., 2011 " Unit commitment problem using enhanced particle swarm optimization algorithm", *Soft Computing*, vol. 15, pp. 139-148.
- Walawalkar, R., Fernands, S., Thakur, N., e Chevva, K. R., 2010, "Evolution and current status of demand response (DR) in electricity markets: insights from PJM and NYISO.", *Energy*, vol. 35, nº 4, p.1553-1560.
- Wang, L., e Singh, C., 2008, "Stochastic economic emission load dispatch through a modified particle swarm optimization algorithm", *Electric Power Systems Research*, vol. 78, nº8, p. 1466-1476.
- Wang, J., Wang, J., Liu, C., & Ruiz, J. P., 2013, "Stochastic unit commitment with sub-hourly dispatch constraints". *Applied Energy*, vol. 105, p. 418-422.
- Wang, Q., Wang, J., & Guan, Y., 2013, "Stochastic unit commitment with uncertain demand response." *IEEE Transactions on Power Systems*, vol.28, no.1, pp.562,563.
- Wang, X, Gong, Y., Jiang, C., 2015, "Regional Carbon Emission Management Based on Probabilistic Power Flow With Correlated Stochastic Variables". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 30, nº. 2, p. 1094-1103.
- Wang, Y., Xia, Q., Kang, C., 2011, "A novel security stochastic unit commitment for wind-thermal system operation". *In: 4th International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies (DRPT)*, p. 386-393.

Watson, D. S., 2013, "Fast automated demand response to enable the integration of renewable resources". Berkeley Lab.

Wood, A.J., Wollenberg, B.F., Power Generation, Operation and Control, 2ª edição, N.Y, John Wiley & Sons, 1996, 569 p.

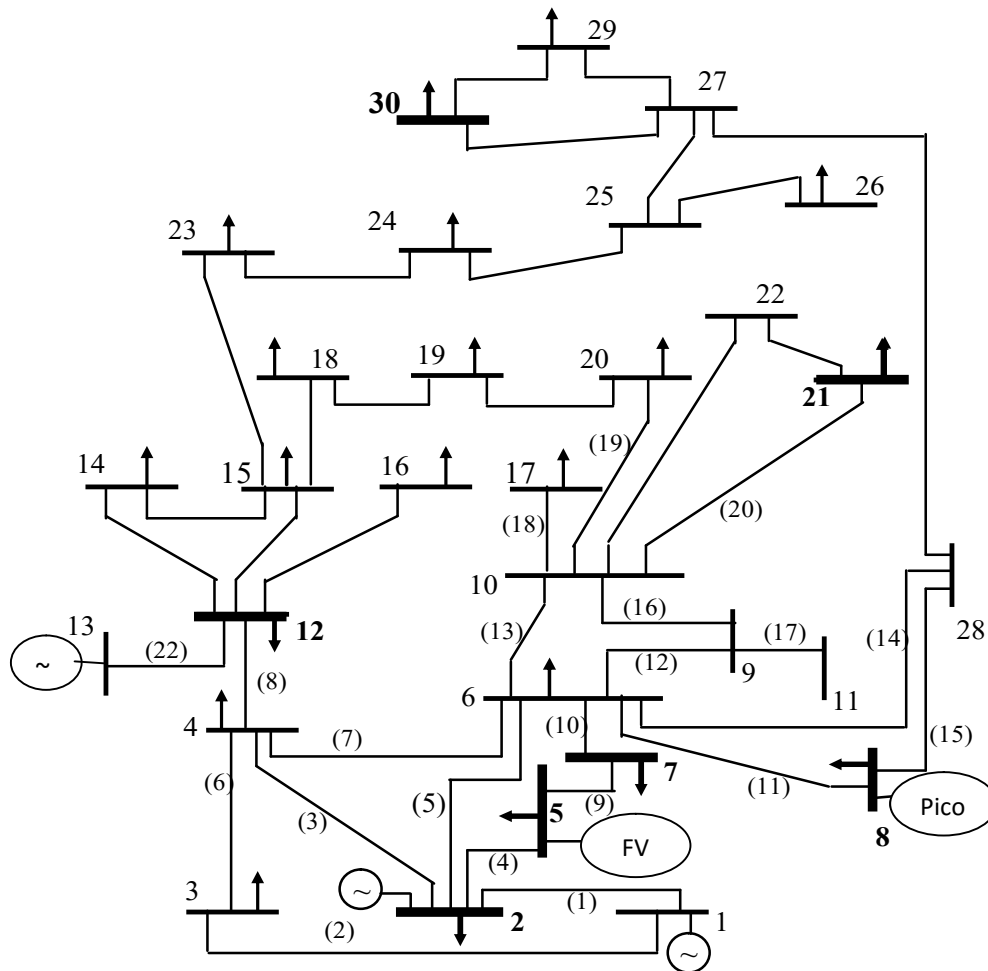


Figura A.1: Sistema teste IEEE-30 barras modificado.

Tabela A.1: Dados dos geradores presentes no sistema IEEE-30 Barras modificado.

Gerador	Função de Custo [\$ / pu-h]	Limites de Geração [pu]		Custo de Partida [\$]	Taxa de Tomada de Carga	Tempo Mínimo Ligada	Tempo Mínimo Desligado	Condição Inicial: período desligado (-); período ligado (+)	Produção Inicial [pu]
		$\overline{p_g}$	$\underline{p_g}$						
G1	$K^a \cdot p_g$	3,0	0,0	-	-	-	-	-	-
G2	$171p_g$	0,8	0,0	50	0,4	3	-5	-1	0
G11	$336p_g$	0,7	0,0	12	0,4	2	-2	1	0,1
G13	$336p_g$	0,9	0,0	5	0,5	2	-4	-2	0
Gerador de Pico									
G8	$393p_g$	0,4	0,0	10	0,4	1	-1	3	0,2

^a. $K = 350\$/\text{pu-h}$ or $K = 700\$/\text{pu-h}$, Custo da Energia.

Tabela A.2: Dados dos Consumidores Flexíveis do Tipo-I e do Tipo-II.

Consumidor	Limites Operacionais		Restrição de
	[pu]		Energia
			[pu-h]
	$\overline{p_d}$	$\underline{p_d}$	E
Tipo -I			
C2	0,0434	0	0,1302
C5	0,1884	0	0,5652
C7	0,0456	0	0,1368
C21	0,3500	0	0,1050
C30	0,0212	0	0,0636

Anexo B

DADOS DO SISTEMA TESTE COM 192 BARRAS

Tabela B.1: Dados dos geradores presentes no sistema de 192-barras.

Geradores	Função de Custo [\$ / pu-h]	Limites de Geração [pu]		Custo de Partida [\$]	Tempo Mínimo Ligado [h]	Tempo Mínimo Desligado [h]	Taxa de tomada de carga para subida e descida [pu/h]	Condição inicial (a) - :tempo desligado; +: tempo ligado)	Produção Inicial [pu]
		$\bar{p}_g$	$\underline{p}_g$						
G20	$4,07 p_g$	5,4	0	4,5	4	2	4	2	2
G32	$3,86 p_g$	1,60	0	4,0	5	3	1	2	0,4
G131	$K^a p_g$	20	0	-	30	0	-	3	6
G140	$4,71 p_g$	1,17	0	6,0	5	2	1,1	2	1,0
G169	$4,16 p_g$	2,15	0,20	5,0	3	2	1,5	3	2
G170	$4,16 p_g$	3,15	1,0	5,0	3	1	2,5	1	2,65
G171	$4,16 p_g$	3,15	0	5,0	5	3	2,75	3	1
G192	$4,06 p_g$	0,98	0	4,5	3	1	0,5	2	0,7
Gerador de Pico									
G101	$5 p_g$	3,2	0	3,0	1	1	2	4	1,0
Gerador FV									
G167	-	4,0	-	-	-	-	-	-	-

a: k=4,13 para intervalos sem pico de demanda. k= 8,26; 12,39; 16,52; 20,65 para intervalos com pico de demanda.

Tabela B.2: Dados dos consumidores flexíveis do Tipo-I e do Tipo-II presentes no sistema de 192-barras para o problema P-I da seção 6.2, do Capítulo 6.

Consumidores	Barras	Limites Operacionais		Restrição de Energia [pu-h] E	Consumidores	Barras	Limites Operacionais		Restrição de Energia [pu-h] E
		$\bar{p}$	$\underline{p}$				$\bar{p}$	$\underline{p}$	
C1	2	0,1365	0	0,3379	C17	83	0,1500	0	0,2032
C2	21	0,2775	0	1,9506	C18	86	0,0900	0	0,1229
C3	27	0,1050	0	0,7947	C19	104	0,1575	0	0,1639
C4	28	0,5280	0	1,7073	C20	107	0,1125	0	0,1879
C5	36	0,1920	0	0,6352	C21	108	0,0450	0	0,3970
C6	39	0,0600	0	0,1546	C22	112	0,1800	0	0,0843
C7	40	0,0525	0	0,5500	C23	121	0,0870	0	0,1418
C8	42	0,3150	0	0,2369	C24	132	0,0990	0	0,1053
C9	50	1,5000	0	0,2268	C25	143	0,2250	0	0,0922
C10	52	0,0540	0	0,7684	C26	147	0,2040	0	0,0727
C11	53	0,0150	0	0,0949	C27	181	0,0390	0	0,8844
C12	64	0,0285	0	0,3825	C28	182	0,0600	0	0,9510
C13	65	0,1095	0	1,1493	C29	186	0,0135	0	0,0719
C14	66	0,0180	0	0,0798	C30	188	0,0585	0	0,2304
C15	74	0,1500	0	0,1812	C31	189	0,0105	0	0,0833
C16	77	0,0030	0	0,1161					
Consumidor do Tipo-II									
C9	50	0,1	0	-					

Tabela B.3 - Dados de carga flexível para P-II da seção 6.3, do Capítulo 6.

Consumidores	Barras	Energia [p.u.-h]		Consumidores	Barras	Energia [p.u.-h]	
		$\bar{E}$	$\underline{E}$			$\bar{E}$	$\underline{E}$
C1	2	0,3379	0,1689	C17	83	0,2032	0,1016
C2	21	1,9506	0,9753	C18	86	0,1229	0,0615
C3	27	0,7947	0,3973	C19	104	0,1639	0,0820
C4	28	1,7073	0,8537	C20	107	0,1879	0,0939
C5	36	0,6352	0,3176	C21	108	0,3970	0,1985
C6	39	0,1546	0,0773	C22	112	0,0843	0,0421
C7	40	0,5500	0,2750	C23	121	0,1418	0,0709
C8	42	0,2369	0,1185	C24	132	0,1053	0,0526
C9	50	0,2268	0,1134	C25	143	0,0922	0,0461
C10	52	0,7684	0,3842	C26	147	0,0727	0,0364
C11	53	0,0949	0,0474	C27	181	0,8844	0,4422
C12	64	0,3825	0,1913	C28	182	0,9510	0,4755
C13	65	1,1493	0,5746	C29	186	0,0719	0,0360
C14	66	0,0798	0,0399	C30	188	0,2304	0,1152
C15	74	0,1812	0,0906	C31	189	0,0833	0,0416
C16	77	0,1161	0,0580				

Tabela B.4: Dados da demanda não despachável para $n_T=24$. O valor do desvio padrão é igual a 10% do valor médio em cada barra. O fator de multiplicação da carga de cada intervalo é igual ao vetor: [0,30 0,30 0,40 0,50 0,60 0,80 0,90 0,90 1,00 1,18 1,18 1,00 0,90 0,90 1,14 1,16 1,20 0,84 1,22 1,22 1,22 0,38 0,30 0,30].

Barra	Média	Barra	Média	Barra	Média	Barra	Média
1	0,1793	49	0,2376	97	0	145	0,1829
2	0,0756	50	0,5472	98	0,1130	146	0,1728
3	0,1202	51	0	99	0	147	0,1361
4	0,3521	52	0,0252	100	0	148	0,1116
5	0,4154	53	0,0324	101	0	149	0,0634
6	0,1346	54	0	102	0,0742	150	0
7	0	55	0,3960	103	0	151	0
8	0	56	0,0065	104	0,0864	152	0,0958
9	0	57	0	105	0,0216	153	0
10	0	58	0	106	0,1318	154	0,0310
11	0	59	0,3737	107	0,0540	155	0,0223
12	0,2729	60	0,0461	108	0,0223	156	-
13	0,2210	61	0	109	0,0360	157	0
14	0,0821	62	0,0950	110	0	158	0,0346
15	0,3074	63	0,1786	111	0,0194	159	0,2678
16	0,1822	64	0,0454	112	0,1152	160	0
17	0	65	0,0540	113	0,0288	161	0,0994
18	0	66	0,0086	114	0,2138	162	0
19	-	67	0	115	0,2513	163	0,0698
20	0	68	0,0871	116	0,2160	164	0,1958
21	0,1548	69	0,0677	117	0,1166	165	0,1303
22	0,1714	70	0,0814	118	0	166	0,0670
23	0,3326	71	0,0684	119	0,1188	167	0
24	0,1296	72	0	120	0	168	0
25	0,3118	73	0	121	0,0821	169	0
26	0,2189	74	0,0749	122	0	170	0
27	0,0540	75	0,1534	123	0	171	0
28	0,3247	76	0,1058	124	0,0922	172	0,1102
29	0	77	0,0252	125	0	173	0,1814
30	0	78	0,1958	126	0,0792	174	0,1015
31	0	79	0,3420	127	0,1771	175	0,0706
32	0	80	0,2693	128	0,0684	176	0,0360
33	0	81	0	129	0	177	0,2441
34	0,0382	82	-	130	0	178	0
35	0,1159	83	0,0720	131	0	179	0,1706
36	0,0943	84	0	132	0,0562	180	0
37	0,0230	85	0,1656	133	0	181	0,0209
38	0,2938	86	0,0432	134	0,1462	182	0,0295
39	0,0288	87	0,3780	135	0,0900	183	0,0770
40	0,0504	88	0,1728	136	0,0727	184	0,1598
41	0,2088	89	0,1246	137	0,0403	185	0,0785
42	0,1908	90	0,1591	138	0,1210	186	0,0079
43	0	91	0,3442	139	0,1562	187	0,0590
44	0,1080	92	0,1534	140	0	188	0,0374
45	0	93	0,3658	141	0,0526	189	0,0432
46	0,0792	94	0	142	0,2095	190	0,1073
47	0,0058	95	0,0281	143	0,1397	191	0,0461
48	0,3434	96	0	144	0,0662	192	0

ANEXO C

DADOS DO SISTEMA TESTE DE DISTRIBUIÇÃO COM 32 BARRAS

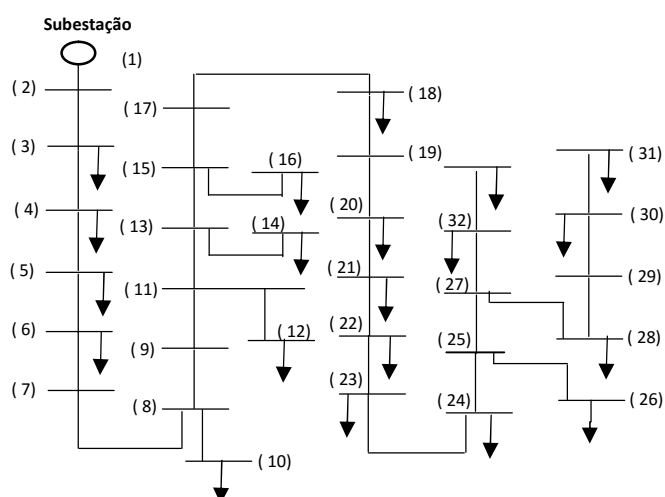


Figura C.1: Diagrama unifilar do alimentador do sistema de distribuição. (Adaptado de Uturbey et al., 2014)

Tabela C.1: Dados dos geradores presentes no alimentador de distribuição.

Geradores	Função de Custo [\$ / pu-h]	Limites de Geração [pu]		Custo de Partida [\$]	Tempo Mínimo Ligado [h]	Tempo Mínimo Desligado [h]	Taxa de tomada de carga para subida e descida [pu/h]	Condição inicial (a) - :tempo desligado; +: tempo ligado)	Produção Inicial [pu]
		$\overline{p_g}$	$\underline{p_g}$						
G1	$K^a p_g$	10	0	-	-	-	-	1	2
G20	$171 p_g$	0,8	0	50	3	3	0,3	-3	0
G11	$336 p_g$	0,7	0	25	2	2	0,4	1	0,1
G19	$336 p_g$	0,9	0	20	2	2	0,5	-2	0
Gerador de Pico									
G13	$400 p_g$	0,4	0	20	1	-1	0,4	3	0,2
Gerador FV									
G27	-	0,8	-	-	-	-	-	-	-

a: k=300 para intervalos sem pico de demanda. k=700 para intervalos com pico de demanda.

Tabela C.2: Dados dos consumidores flexíveis do Tipo-I presentes no sistema de distribuição problema da seção 6.3, do Capítulo 6.

Consumidores	Barras	Limites Operacionais		Restrição de Energia [pu-h]
		$\bar{p}$	$\underline{p}$	
C1	2	0,5499	0	0,5499
C3	4	0,5689	0	0,5689
C5	6	0,3977	0	0,3977
C7	13	0,5381	0	0,5381
C10	19	0,5794	0	0,5794
C11	20	0,4740	0	0,4740
C16	27	0,6033	0	0,6033

Tabela C.3: Limite de redução de carga do consumidor C9 do Tipo-II em cada intervalo de tempo.

Intervalo de Tempo	Limite superior	Intervalo de Tempo	Limite superior
1	0,0271	13	0,2050
2	0,0271	14	0,2808
3	0,0271	15	0,3155
4	0,0275	16	0,2922
5	0,0278	17	0,2269
6	0,0353	18	0,0732
7	0,0579	19	0,0265
8	0,2190	20	0,0232
9	0,3259	21	0,0209
10	0,3269	22	0,0265
11	0,3197	23	0,0278
12	0,1697	24	0,0275

Tabela C.4: Carga média de cada consumidor por intervalo de tempo para o sistema de distribuição.

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	Total
1	0	0,36	0	0,12	0	0,36	0	0,12	0,03	0	0	0,15	0,18	0,07	0,34	0	0,13	0,04	0,07	0,06	2,03
2	0	0,36	0	0,09	0	0,36	0	0,09	0,03	0	0	0,14	0,17	0,07	0,33	0	0,16	0,05	0,07	0,05	1,97
3	0	0,36	0	0,07	0	0,34	0	0,07	0,03	0	0	0,14	0,16	0,07	0,33	0	0,16	0,05	0,05	0,05	1,88
4	0	0,36	0	0,07	0	0,31	0	0,07	0,03	0	0	0,21	0,17	0,06	0,34	0	0,13	0,04	0,08	0,05	1,93
5	0	0,36	0	0,08	0	0,31	0	0,08	0,03	0	0	0,16	0,17	0,07	0,35	0	0,13	0,05	0,06	0,05	1,89
6	0	0,32	0	0,07	0	0,31	0	0,07	0,04	0	0	0,16	0,22	0,07	0,31	0	0,22	0,08	0,07	0,05	1,99
7	0	0,27	0	0,11	0	0,31	0	0,11	0,06	0	0	0,16	0,29	0,09	0,29	0	0,21	0,36	0,11	0,06	2,44
8	0,24	0,25	0,21	0,11	0,12	0,35	0,21	0,11	0,24	0,20	0,15	0,23	0,33	0,16	0,31	0,24	0,24	0,07	0,36	0,09	4,22
9	0,24	0,23	0,24	0,08	0,14	0,36	0,27	0,08	0,36	0,28	0,22	0,28	0,34	0,25	0,27	0,28	0,25	0,03	0,08	0,08	4,36
10	0,23	0,13	0,26	0,08	0,16	0,36	0,28	0,08	0,36	0,26	0,25	0,35	0,35	0,29	0,27	0,29	0,27	0,03	0,08	0,07	4,46
11	0,23	0,06	0,28	0,09	0,17	0,30	0,28	0,09	0,36	0,29	0,26	0,25	0,34	0,33	0,26	0,29	0,27	0,03	0,07	0,08	4,33
12	0,29	0,05	0,36	0,10	0,22	0,18	0,35	0,10	0,19	0,32	0,35	0,22	0,33	0,30	0,23	0,35	0,28	0,04	0,06	0,11	4,40
13	0,28	0,04	0,35	0,12	0,21	0,15	0,35	0,13	0,23	0,21	0,32	0,25	0,35	0,26	0,20	0,34	0,23	0,08	0,06	0,10	4,24
14	0,29	0,04	0,36	0,11	0,21	0,14	0,35	0,11	0,31	0,33	0,33	0,23	0,36	0,30	0,21	0,34	0,23	0,04	0,06	0,11	4,45
15	0,24	0,04	0,29	0,11	0,18	0,13	0,29	0,11	0,35	0,29	0,28	0,22	0,36	0,36	0,29	0,26	0,25	0,04	0,05	0,09	4,23
16	0,25	0,04	0,29	0,09	0,20	0,12	0,28	0,09	0,33	0,22	0,29	0,23	0,36	0,36	0,21	0,25	0,36	0,05	0,08	0,09	4,16
17	0,26	0,04	0,29	0,1	0,20	0,05	0,24	0,1	0,25	0,29	0,29	0,36	0,32	0,34	0,16	0,26	0,33	0,04	0,07	0,10	4,09
18	0,34	0,02	0,35	0,14	0,25	0,01	0,11	0,14	0,08	0,25	0,32	0,30	0,24	0,35	0,07	0,33	0,23	0,06	0,10	0,21	3,89
19	0,36	0,02	0,33	0,16	0,33	0,01	0,01	0,16	0,03	0,01	0,22	0,26	0,12	0,35	0,06	0,34	0,03	0,07	0,09	0,36	3,29
20	0,36	0,01	0,32	0,18	0,36	0,01	0,01	0,18	0,03	0,01	0,15	0,23	0,03	0,30	0,06	0,33	0,01	0,13	0,11	0,28	3,09
21	0,34	0,07	0,31	0,24	0,36	0,14	0,05	0,24	0,02	0,02	0,12	0,23	0,05	0,27	0,06	0,34	0,01	0,09	0,10	0,18	3,23
22	0,26	0,2	0,23	0,36	0,24	0,3	0,14	0,36	0,02	0,25	0,09	0,20	0,13	0,21	0,28	0,26	0,14	0,08	0,13	0,15	4,04
23	0,25	0,33	0,2	0,36	0,18	0,32	0,17	0,36	0,03	0,25	0,07	0,21	0,19	0,15	0,36	0,28	0,23	0,07	0,10	0,12	4,22
24	0,31	0,36	0,22	0,22	0,20	0,27	0,21	0,22	0,03	0,10	0,07	0,18	0,22	0,11	0,36	0,35	0,17	0,07	0,09	0,10	3,86

ANEXO D

ALGORITMO DE EVOLUÇÃO DIFERENCIAL COMO EXPLORADOR DE UM ESPAÇO DE BUSCA ESTOCÁSTICO

Esta seção apresenta os resultados da validação do algoritmo ED como uma ferramenta eficiente na exploração de um espaço de busca estocástico. Considera-se como problema de otimização um fluxo de potência ótimo estocástico com despacho da demanda, o FPOE-DD. Trata-se de um modelo de despacho da geração e da carga de consumidores do Tipo-I, sem restrição de flexibilidade, que assume as características apresentadas na Tabela D.1. Nesta abordagem, três algoritmos evolucionários, o PSO, o ED e o PSO/ED, são aplicados na solução do problema. As simulações são conduzidas através de um sistema teste de barra única. Esses resultados são apresentados em (Araújo e Uturbey, 2013 (b)). Esses algoritmos são apresentados no Capítulo 4.

Nessa abordagem, as unidades geradoras são agendadas e a demanda despachada ao longo de um horizonte de tempo de $n_T=6$ intervalos de despacho, com objetivo de minimizar custos de geração. Representa-se o efeito dos múltiplos pontos de válvula de algumas unidades através da função de custo. A demanda flexível pode ser despachada no horizonte de tempo, e é modelada através de variáveis contínuas. A demanda não despachável é modelada como variável estocástica, através de uma distribuição de probabilidade Gaussiana. Os dados utilizados são apresentados nas Tabelas D.2, D.3 e D.4.

Os parâmetros dos algoritmos são apresentados na Tabela D.5. Adotam-se 2500 iterações de MC para cada execução de cada algoritmo, cujo número de iterações de cada rodada, para cada algoritmo, é igual a 100. Os itens a seguir apresentam o roteiro das simulações de MC para o FPOE-DD e são aplicáveis aos três algoritmos evolucionários: (1) Ao se inicializar as variáveis determinísticas do problema faz-se a amostragem das variáveis estocásticas; (2) Em cada iteração a amostragem das variáveis estocásticas deve ser realizada. As variáveis determinísticas devem ser atualizadas de acordo com as regras de cada algoritmo. Posteriormente, as heurísticas de tratamento das restrições devem ser aplicadas. (3) A função de mérito deve ser calculada de acordo com os custos de geração. (4) Ao final das 2500 rodadas de MC, as amostras devem ser analisadas através de ferramentas estatísticas.

Nesta etapa da pesquisa, os resultados indicam que o algoritmo ED apresenta um melhor desempenho na solução do problema de UC dos geradores e despacho da demanda

estocástico. Esta análise é realizada a partir da comparação dos gráficos *box-plot* da distribuição dos custos de geração para os três algoritmos durante as iterações do processo de otimização. Os gráficos *box-plot* estão apresentados nas Figuras D.1, D.2 e D.3. A FO dos melhores indivíduos ou partículas, independentemente se são factíveis ou não, são agrupados em sequência a cada 25 iterações, totalizando 10 grupos. A análise da Figura D.4, que apresenta os gráficos *box-plot* dos valores das FO, cada um com 2500 amostras para cada algoritmo, evidencia o melhor desempenho do algoritmo DE na exploração do espaço de busca estocástico.

Tabela D.1: Comparação entre as principais características do modelo proposto e o modelo de referência utilizados no processo de análise.

Características	Modelo Proposto
Modelo dos consumidores flexíveis do Tipo-I	Variáveis contínuas
Modelo da carga não-gerenciada	Estocástico - Distribuição Guassiana
Modelo dos geradores convencionais	Variáveis contínuas com limites operacionais
Função Objetivo	Minimização do custo de operação: custo de geração e de inicialização dos geradores
Restrição de energia dos consumidores flexíveis	Possui - restrição de igualdade
Restrições de agendamento das unidades geradoras	Possui - tempo que cada gerador deve permanecer ligado e desligado
Modelo da rede	Barra única

Tabela D.2- Dados dos geradores térmicos.

Gerador	Função de Custo	Limites de Geração [pu]		Custo de inicialização [\$]
		$\overline{p_g}$	$\underline{p_g}$	
G1	$K^a \cdot p_g$	4,0	0,0	-
G2	$175 p_g^2 + 175 p_g$	0,4	0,01	200
G5	$625 p_g^2 + 100 p_g$	0,6	0,01	200
G8	$834 p_g^2 + 325 p_g + \left 30 \cdot \sin \left(30 \left(\underline{p_g} - p_g \right) \right) \right $	0,4	0,01	350
G11	$250 p_g^2 + 300 p_g + \left 20 \cdot \sin \left(40 \left(\underline{p_g} - p_g \right) \right) \right $	0,3	0,01	350
G13	$250 p_g^2 + 300 p_g + \left 15 \cdot \sin \left(30 \left(\underline{p_g} - p_g \right) \right) \right $	0,4	0,01	350

a. $K = 200\$/pu-h$ ou $K = 450\$/pu-h$, Preço da energia.

Tabela D.3- Dados da demanda flexível do Tipo-I.

	Limites Operacionais por intervalo [pu]		E (restrição de energia) [pu-h]
	$\overline{p_d}$	$\underline{p_d}$	
L2	0,0434	0,00	0,0868
L5	0,1884	0,00	0,3768
L7	0,0456	0,00	0,0912
L8	0,0600	0,00	0,1200
L12	0,0224	0,00	0,0448
L21	0,0350	0,00	0,0700
L30	0,0212	0,00	0,0424
Total	-	-	0,8320

Tabela D.4- Dados da demanda estocástica.

Intervalo de Tempo [h]	Média	Desvio Padrão
1	0,85	0,43
2	1,20	0,60
3	1,70	0,85
4	1,70	0,85
5	1,20	0,60
6	0,85	0,43

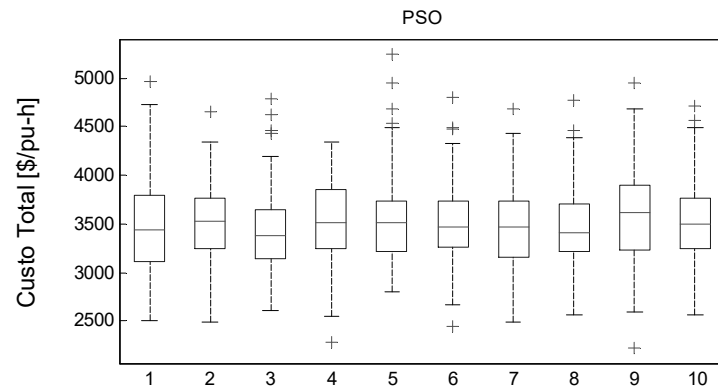


Figura D.1: *Boxplot* do custo total de geração para o FPOE-DD, via algoritmo PSO.

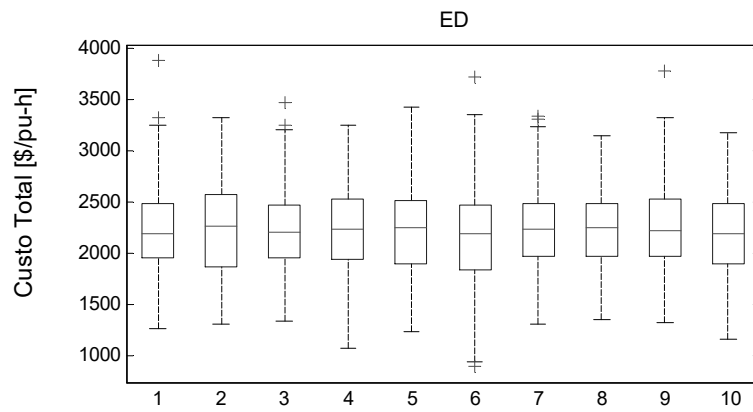


Figura D.2: *Boxplot* do custo total de geração para o FPOE-DD, via algoritmo ED.

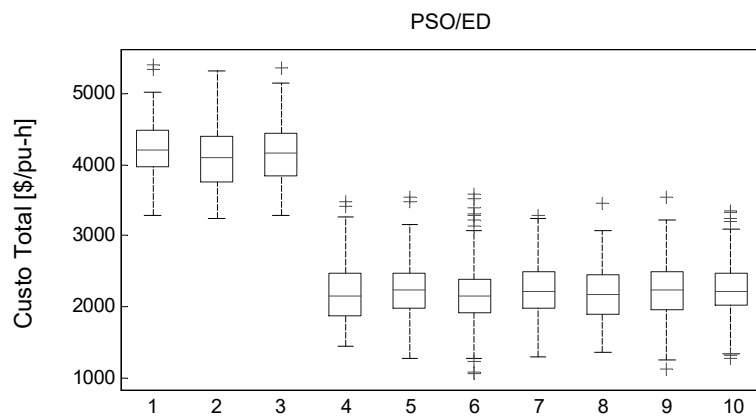


Figura D.3: *Boxplot* do custo total de geração para o FPOE-DD, via algoritmo PSO/ED.

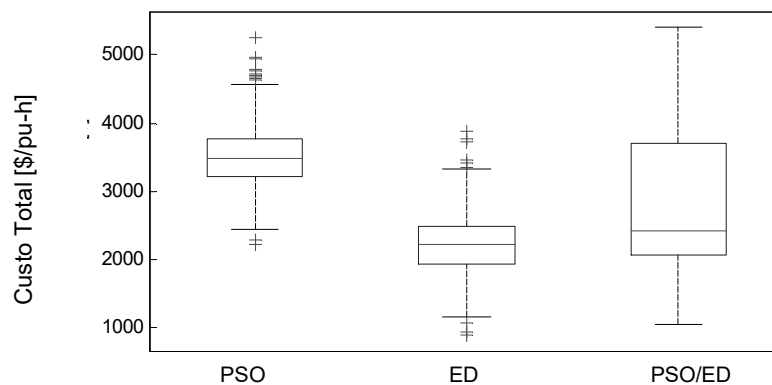


Figura D.4: Boxplot do custo total de geração para o FPOE-DD via algoritmos PSO, ED e PSO/ED.

Observa-se que o algoritmo ED apresenta desempenho satisfatório em relação aos outros algoritmos. A Figura D.5 apresenta o gráfico *box-plot* dos custos totais para as 2500 rodadas. A Tabela D.5 apresenta a análise comparativa dos resultados obtidos através dos algoritmos evolucionários e o MSMC. Em cada iteração analisa-se o melhor indivíduo, isto é, aquele que apresenta o menor valor da FO na iteração. Um melhor indivíduo factível corresponde àquele cujas soluções respeitam todas as restrições modeladas no problema: (i) limites inferior e superior das variáveis; e (ii) funções de restrição. A taxa de factibilidade, apresentada na Tabela D.5, refere-se, então, ao somatório do número de melhores indivíduos factíveis em relação ao número total de iterações. O tempo de execução, também indicado na Tabela D.5, corresponde ao tempo de execução da melhor rodada de cada algoritmo evolucionário e ao tempo gasto pelo MSMC para a execução das 2500 rodadas. Através da Tabela D.5, observa-se que tanto para as simulações com os algoritmos evolucionários quanto para o MSMC, o algoritmo ED mostra-se competitivo. Comparando-se os dois métodos, nota-se que o valor da FO média obtida pelo MSMC é maior que o valor médio obtido por cada um dos algoritmos. Isso se deve ao fato do MSMC considerar vários cenários, dessa forma, para muitos desses cenários a FO pode ser ter um valor muito maior que para outros cenários, aumento o valor do FO média.

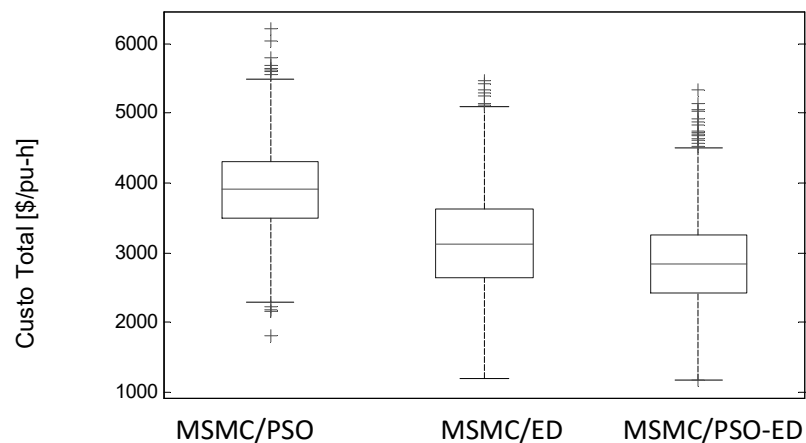


Figura D.5: Box plot da FO para o FPOE-DD via algoritmos PSO, DE e PSO/ED.

Tabela D.5: Comparação entre os algoritmos para o FPOE-DD.

Alg.	FO Melhor (\$)	FO Pior (\$)	FO Média (\$)	Desvio Padrão - FO	Tempo De Execução (s)	Taxa de Factibilidade (%)
Algoritmos Evolucionários						
PSO	2570.2	4428.5	3614.7	453.62	397.70	78.95
ED	1743.5	4021.3	2653.1	511.33	398.78	85.71
PSO-ED	1327.1	3249.6	2403.1	395.21	480.57	73.17
MSMC via Algoritmos Evolucionários						
PSO	1814.1	6210.4	3912.0	599.5682	38180	84.86
ED	1199.5	5456.8	3158.3	714.6084	37808	85.85
PSO-ED	1175.3	5337.6e	2856.7	609.4400	48107	97.31

Comentários Finais

Os resultados obtidos sugerem que os algoritmos evolucionários são interessantes ao problema de despacho da geração e da demanda, tanto na abordagem estocástica, quanto na abordagem determinística.

Observa-se, no geral, um desempenho atrativo do algoritmo de evolução diferencial, principalmente quando aplicado à abordagem estocástica do problema de despacho da geração e da demanda.